



**Universitat Autònoma  
de Barcelona**

**DESIGUALTAT MUNDIAL EN EDUCACIÓ. ANÀLISI ESTADÍSTICA**

**NÚRIA PERELLÓ SERRANO**

**GRAU EN ECONOMIA**

**TUTORA: MARIA DOLORES MÁRQUEZ CEBRIÁN**

**22 de maig de 2020**

\*Un agraïment especial a la meva tutora per haver estat disponible en tot moment i pel seu suport al llarg de tot el procés de realització del treball.

## **RESUM**

Les reformes educatives sempre han comportat molta controvèrsia i no tothom concorda en com s'hauria de gestionar un bon sistema educatiu. Aquesta incertesa s'ha traduït en la realització de diferents estudis entorn l'economia de l'educació amb l'objectiu d'aportar evidències empíriques sobre quins aspectes repercuteixen en els diferents models educatius i els fan més eficients.

En aquest treball estudiarem la literatura sobre l'economia de l'educació i sobre aquells aspectes que milloren el rendiment escolar, analitzarem les dades sobre factors influents en l'educació i realitzarem una anàlisi estadística per comparar els sistemes utilitzats per 15 països diferents a partir dels resultats obtinguts en matemàtiques, ciències i lectura de les proves PISA, els alumnes per classe, les hores lectives obligatòries diàries, el salari del professorat i la despesa en educació d'aquests estats.

Les conclusions principals a les que s'arriba són que, la qualitat dels sistemes d'ensenyament no depenen únicament de factors en que els governs puguin incidir directament, i no hi ha uns factors específics que et garanteixin l'èxit en el rendiment acadèmic sinó que aquests s'han d'adaptar a les necessitats dels estudiants de cada país, per crear una estructura educativa eficient. A més a més es demostra que, aquells països amb un model educatiu sòlid mantindran uns bons resultats en les proves avaluatives al llarg dels anys tot i patir canvis lleugers.

## Taula de continguts

<b>1. INTRODUCCIÓ .....</b>	<b>5</b>
<b>2. ECONOMIA DE LA EDUCACIÓ: RENDIMENT ESCOLAR I FACTORS INFLUENTS .....</b>	<b>6</b>
2.1 Informe PISA.....	7
2.2 Alumnes per classe.....	8
2.3 Hores lectives obligatòries i organització de l'any escolar .....	8
2.4 Salaris dels professors .....	9
2.5 Inversió en educació.....	9
2.6 Hipòtesis .....	9
<b>3. METODOLOGIA .....</b>	<b>10</b>
3.1 Població a analitzar .....	10
3.2 Anàlisi univariant.....	11
3.2.1 Evolució dels resultats de les proves PISA.....	11
3.2.2 Evolució dels alumnes per classe .....	14
3.2.3 Hores lectives, distribució anual de les hores i ratio d'hores al dia .....	15
3.2.4 Evolució dels salaris dels professors .....	17
3.2.5 Evolució de la despesa publica en educació .....	18
3.3 Anàlisi multivariant.....	19
3.4 Resultats per a les dades més antigues .....	21
3.4.1 Anàlisi de conglomerats jeràrquics .....	21
3.4.2 Anàlisi de conglomerats de K-mitjanes .....	23
3.5 Resultats per a les dades més actuals .....	25
3.5.1 Anàlisi de conglomerats jeràrquics .....	25
3.5.2 Anàlisi de conglomerats de K-mitjanes .....	26
3.6 Resultats anàlisi factorial.....	28
3.6.1 Anàlisi de conglomerats jeràrquics .....	29
3.6.2 Anàlisi de conglomerats de K-mitjanes .....	30

<b>4. DISCUSSIÓ DELS RESULTATS .....</b>	<b>32</b>
<b>5. CONCLUSIONS .....</b>	<b>35</b>
<b>BIBLIOGRAFIA .....</b>	<b>37</b>
<b>ANNEXOS.....</b>	<b>39</b>
Annex I.....	39
Annex II.....	44
Annex III .....	45
Annex IV .....	47
Annex V .....	50
Annex VI.....	51
Annex VII.....	55
Annex VIII.....	66
Annex IX .....	67

## 1. INTRODUCCIÓ

El rendiment escolar d'un país, en molts casos, és el principal motiu de les reformes i la creació de les polítiques en educació dels diferents governs per tal d'aconseguir un sistema educatiu més eficient i equitatiu. No tots els països utilitzen els mateixos mètodes d'ensenyament ni disposen dels mateixos recursos econòmics. L'estudi dels diferents factors que influeixen en la formació és clau per desenvolupar els mitjans òptims i necessaris.

L'objectiu principal de la recerca serà identificar quines són les principals variables que determinen la qualitat educativa i definir el seu grau d'influència en el sistema educatiu. Tenint en compte l'ample debat que hi ha al voltant d'aquest tema i la immensa quantitat de factors a tenir en compte, l'objecte d'estudi es torna complexe i difícil d'analitzar. Tot i així, es pretén arribar a conclusions sòlides i fonamentades amb evidències empíriques. Tal i com s'ha esmentat anteriorment el gran nombre de variables possibles d'estudi dificulta l'anàlisi estadística ja que són difícils de contemplar en la seva totalitat. Per tant el treball es focalitzarà en estudiar la qualitat de l'educació obligatòria de diferents països de la OCDE (Organització per la Cooperació i Desenvolupament Econòmic), a partir dels estudis PISA realitzats als alumnes de secundària de 15 anys per la OCDE. Referent a les variables que s'observaran i de les quals es definirà la seva influència en els models educatius, ens centrarem tant en factors interns com externs, específicament en els alumnes per classe, les hores lectives i l'organització de l'any escolar, el salari del professorat i la despesa que es destina a l'educació.

L'estudi estarà dividit en cinc apartats, incloent la introducció. En el segon apartat es desenvoluparà i s'exposarà un breu marc conceptual sobre els diferents aspectes a tenir en compte per l'anàlisi i es realitzarà una hipòtesis sobre els possibles resultats del treball. En la tercera secció, la qual serà una de les més rellevants, consistirà en l'explicació de la metodologia seguida per fer l'anàlisi. S'exposaran els criteris a l'hora d'escollir la mostra i les diferents variables a estudiar, s'analitzaran les dades recollides en les diferents bases de dades, la metodologia i es mostraran els resultats obtinguts mitjançant els models d'anàlisi estadística aplicats en aquest treball. Seguidament, en el quart apartat, es comentaran els resultats aconseguits. Finalment en l'apartat de les conclusions es farà una síntesi dels aspectes treballats i s'exposarà la resolució a la qual s'ha arribat, avaluant si s'ha arribat als objectius de l'estudi.

## 2. ECONOMIA DE LA EDUCACIÓ: RENDIMENT ESCOLAR I FACTORS INFLUENTS

L'economia de l'educació és aquella branca de l'economia o bé de l'educació que estudia els aspectes econòmics relacionats amb l'ensenyança. Julio Grao i Alejandro Ipiña al llibre de *Economía de la educación* sostenen que l'economia de l'educació és aquella disciplina que estudia les lleis que regulen la producció, la distribució i el consum de bens i serveis educatius, amb l'objectiu d'analitzar l'educació com a factor del desenvolupament econòmic (1996:22).

Es considera una branca relativament nova de l'economia ja que no va ser fins la dècada dels 60 amb la publicació del *Capital humà* (1964) de Gary Becker i posteriorment amb les aportacions de Theodore W. Schultz i altres economistes de renom que es va considerar l'educació com un element clau de la productivitat i el creixement econòmic. Els anys 60 no van ser els inicis de la consideració del capital humà, economistes clàssics ja l'havien tingut en compte, ara bé no li van donar gran importància, es centraven en les implicacions de components com la força de treball o del capital que segons ells tenien una incidència major en el desenvolupament econòmic. L'estudi d'aquesta disciplina bé marcada per grans economistes com els ja mencionats Becker i Schultz, juntament amb Blaug, Friedman, Eicher i molts altres. Revisant la història d'aquesta disciplina podem observar que els països que han aportat més avenços són EE.UU. i Gran Bretanya, juntament amb França, tanmateix, cal remarcar la rellevància d'entitats com l'Organització de les Nacions Unides per l'Educació, la Ciència i la Cultura (UNESCO) o l'Organització per a la Cooperació i el Desenvolupament Econòmic (OCDE) que des dels inicis han promogut importants reunions d'especialistes i el desenvolupament de treballs fonamentals per analitzar la relació de l'educació amb el desenvolupament econòmic.

Sens dubte l'economia de l'educació és un camp que en els últims anys ha anat prenent importància degut a l'interès o la preocupació dels diferents països en l'àmbit educatiu i els seus efectes en la societat. Per aquesta raó s'han realitzat diversos estudis els quals, a grans trets, podem dividir en aquells que estudien les taxes de rendiment en els diferents nivells educatius i els que volen valorar la contribució de l'educació al creixement econòmic (Garo i Ipiña, 1996). Anteriorment, Maureen Woodhall (1985) aglomera en 7 àrees principals les diferents investigacions d'aquesta disciplina econòmica en les següents: capital humà; eficàcia econòmica; contribució de l'educació al creixement

econòmic; eficàcia interna de l'educació; demanda de mà d'obra educada; finançament de l'educació; i per últim, equitat i eficiència. El treball es centrarà en l'àmbit de l'eficàcia interna de l'educació, és a dir, amb la relació entre els inputs i els outputs del procés educatiu.

Per tal d'analitzar correctament les variables que es volen estudiar i extreure conclusions rellevants, hem de tenir en compte tot allò que s'ha dit sobre elles i considerar els estudis previs. Així doncs, en els apartats següents s'esmentaran els aspectes principals sobre els objectes d'estudi.

## **2.1 Informe PISA**

La OCDE tal i com s'ha mencionat anteriorment és una entitat que ha promogut recerques sobre l'economia de l'educació, entre elles el Programa per l'Avaluació Internacional d'Alumnes, més conegut com PISA. A finals de la dècada de 1990 la OCDE es va adonar que els indicadors que feien servir a l'hora d'analitzar els rendiments de l'educació no eren del tot fiables ja que no tenien en compte moltes variables i només es basaven principalment en els anys de formació dels agents, per aquesta raó l'any 2000 s'inicia el programa PISA que cerca demostrar els coneixements i les habilitats dels estudiants en el final de l'etapa d'educació obligatòria tenint en compte no només els anys d'estudi, sinó el context dels propis alumnes, el professorat, les escoles i els sistemes per poder comprendre les diferències en el rendiment i proporcionar el major nombre i la màxima qualitat possible de dades amb l'objectiu de proporcionar-les a les escoles i els encarregats de posar en marxa noves polítiques per tal de que puguin realitzar i analitzar les decisions amb el màxim d'informació possible.

Les proves dutes a terme avaluen els alumnes de 15 anys dels diferents països de la OCDE i d'altres que no s'inclouen dins de l'organització, en tres categories diferents (comprensió lectora, matemàtiques i ciències) mitjançant uns exàmens realitzats cada tres anys a una mostra d'entre 4.500 i 10.000 estudiants de cada país.

L'avaluació d'aquestes proves té en compte que els estudiants treballen amb exàmens diferents i per tant utilitzen un sistema que permet comparar de forma significativa aquests resultats. Les puntuacions es basen en si la resposta de l'alumne és correcta o incorrecta, a partir d'aquí es classifiquen en sis nivells les habilitats i els coneixement dels alumnes depenent de les puntuacions mitjanes dels països de la OCDE. Cal dir que de cada disciplina, s'avalua el rendiment total i per diferents categories.

## **2.2 Alumnes per classe**

La quantitat d'alumnes que hi ha per classe en la majoria dels casos es un dels factors determinants per a les famílies a l'hora de triar entre una escola i una altra. Aquest és un dels àmbits en el que es centren les polítiques educatives dels diferents països. Això es degut a la creença generalitzada que un menor nombre d'alumnes per classe afavoreix i porta a una major qualitat educativa gràcies a que el professorat pot destinar més temps i atenció a cada alumne en comptes d'haver de dedicar gran part del temps a gestionar el funcionament de l'aula. Les opinions en aquest àmbit són diverses i no són concretes (OCDE, Education Indicators in Focus ,2012:09). El que mostren estudis realitzats per la OCDE és el fet que tant la sobre població com la falta d'alumnes a les aules creen ineficiències, per un costat per la impossibilitat dels docents de gestionar grups tant massius, entre d'altres raons, i per l'altra banda degut a que, com sostenen alguns pedagogs i investigadors, el fet de tenir grups de menys de 20 alumnes és contraproduent ja que es perd la riquesa d'opinió.

## **2.3 Hores lectives obligatòries i organització de l'any escolar**

El temps que passen els estudiants a les aules i com s'organitza aquest temps és un dels factors que influeixen en el rendiment dels estudiants. Com mostren estudis de la OCDE no hi ha un consens sobre aquest aspecte entre els diferents països. La tendència mostra l'increment de les hores lectives entre l'educació primària i la secundària. Per altra banda, hi ha una gran diversitat entre el total d'hores obligatòries a cursar i com s'organitzen aquestes, és a dir, els dies que formen l'any escolar entre els diferents estats. Degut a aquesta diversitat no es pot arribar a un acord per determinar quin és el millor sistema. Tot i així, no són les úniques dades a tenir en compte, el temps addicional dedicat a l'estudi dels diferents països també és rellevant per al rendiment acadèmic dels seus estudiants, ja que ens podem trobar amb casos com el de Corea, on el temps obligatori d'estudi mostra nivell més baixos a la mitjana, però després destinen la major part del seu temps a activitats acadèmiques complementaries, assistint a classes particulars o acadèmies independents de les escoles. Finalment, s'ha d'esmentar la conclusió a la que s'ha arribat en la majoria dels casos respecte aquest aspecte de l'educació, la qual indica que la quantitat de temps que es passa a les aules no és tant important com la distribució de les hores disponibles, entre d'altres aspectes com la motivació dels alumnes, els mètodes educatius, la qualitat dels docents o la qualitat del currículum, tot i que influeix en els resultats acadèmics dels alumnes (OCDE, Education Indicators in Focus ,2014:22, 2016:38).



## **2.4 Salaris dels professors**

Juntament amb la quantitat d'alumnes per classe, el salari dels docents és un dels factors en que els governants s'enfoquen més a l'hora de realitzar polítiques per tal de millorar els diferents sistemes educatius. En molts casos es pren el salari com una mesura clau per determinar com es valora l'educació en els diferents països, ara bé el sistema de recompensa, tal com mostren estudis realitzats per la OCDE, són diferents. Hi ha estats en que durant els primers anys es va augmentant el salari a mida que s'adquireix experiència, mentre que en altres els salaris més alts els reben aquells docents amb més experiència, en un últim grup de països els salaris augmenten progressivament al llarg de tota la seva carrera. A més a més és necessari destacar que depenent del nivell al que s'estiguin donat classes els salaris seran menors o majors, generalment, els professors de primària són els que cobren menys seguits pel de secundària i els que cobren més són els que treballen en educació no obligatòria. Finalment cal remarcar la complexitat davant la que es troben els responsables polítics a l'hora de determinar el sistema de compensació dels professors ja que han de mantenir un equilibri entre la qualitat educativa i una despesa equilibrada, per tant no sempre l'augment dels salaris serà una opció viable, ara bé, les raons principals per incrementar aquests són mantenir i atraure als professors més qualificats, juntament amb atraure docents a centres amb condicions adverses o a centres més necessitats.

## **2.5 Inversió en educació**

Els recursos financers destinats a l'educació provenen tant de fonts públiques com privades. Si ens enfoquem en la inversió pública destinada a educació no ens podem centrar únicament en els recursos destinats directament a les institucions educatives, també s'han de tenir en compte les beques per a l'alumnat i els subsidis per a diferents entitats, d'aquesta forma les administracions s'encarreguen d'incentivar els centres a organitzar els seus programes educatius i professors d'acord a les necessitats dels estudiants, millorant d'aquesta forma l'eficiència i assegurant que tothom pugui accedir a un mínim d'educació. La despesa pública però no és suficient per cobrir tots els costos educatius del país, per això el gran repte és trobar l'equilibri i determinar en què es destinen els recursos limitats dels que es disposa.

## **2.6 Hipòtesis**

Un cop analitzada la literatura sobre l'economia de l'educació i els diferents objectes d'estudi. Podem establir la hipòtesi que depenent dels resultats obtinguts en les proves

PISA i l'ús dels recursos que fan els diferents països trobarem quatre grups diferents. El primer format per aquells països que obtenen els resultats desitjats a les proves avaluatives i fan un bon ús dels seus recursos; un conjunt format per aquells estats que tenen un bon rendiment però tenen aspectes a millorar pel que fa a com s'utilitzen els mitjans disponibles; un grup format per aquells països que no obtenen els resultats desitjats però en canvi l'aprofitament dels recursos estudiats és l'adequat; i finalment aquells estats en que el rendiment no és el satisfactori i no es fa un bon ús dels mitjans disponibles.

### **3. METODOLOGIA**

#### **3.1 Població a analitzar**

Aquest anàlisi parteix de l'estudi de les dades referents als resultats de les proves PISA realitzades per la OCDE i d'aquelles possibles variables significatives que poden influir en l'educació. Per tal d'obtenir les dades necessàries s'han consultat les fonts estadístiques oficials de la OCDE i de la UNESCO. Tenint en compte l'objectiu principal d'analitzar els diferents sistemes educatius i la incidència que hi tenen determinats factors i la complexitat de l'estudi, s'han hagut de delimitar les variables a estudiar i la mostra.

Per començar, utilitzant els diferents articles publicats des de l'any 2011 fins a l'actualitat a la web oficial de la OCDE (*OCDEiLibrary*) sota el títol *Education Indicators in Focus*, s'ha estudiat quins són els factors principals que incideixen en l'educació i són de gran rellevància per als responsables polítics i els professionals. Hi ha molts elements socials, polítics i econòmics que poden influir en el nivell educatiu d'un país. El treball es centra en l'estudi d'aquells components en els que els responsables polítics poden intervenir de forma més directa, és a dir factors de caire polític i econòmic. Això no vol dir que els elements socioeconòmics de les famílies com ara l'entorn familiar o la desigualtat de gènere, entre d'altres, no exerceixin un gran pes sobre els diversos sistemes educatius. Concretament ens centrarem en cinc inputs: els alumnes per classe, les hores lectives obligatòries i com es distribueixen, el salari dels professors i la inversió que es destina a l'educació.

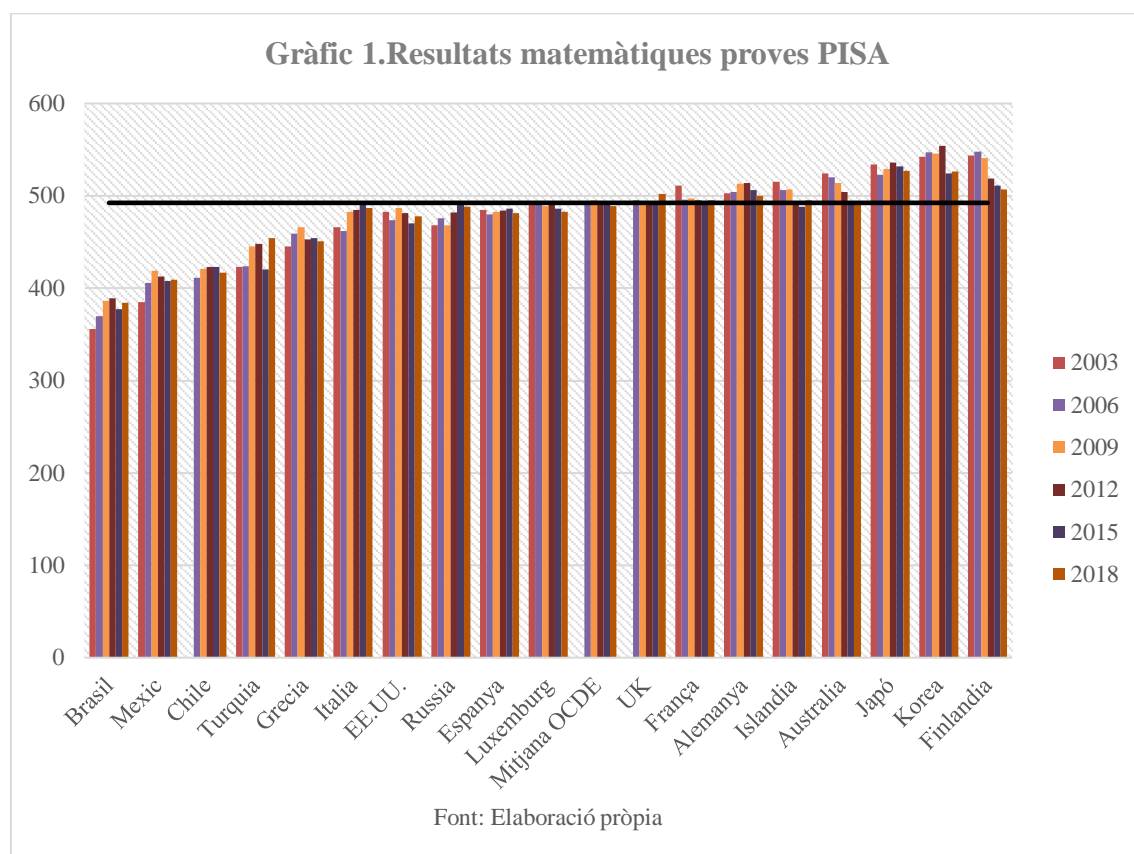
A continuació s'ha delimitat la mostra a estudiar als alumnes de 15-16 anys coincidint amb els últims anys d'educació obligatòria per poder analitzar els nivells educatius mínims de diferents nacions. Per altra banda també s'especifica la mostra de països a tenir en compte intentant reflectir la diversitat entre els diferents models educatius i els resultats que aquests mostren, a partir de l'observació de les proves PISA dutes a terme per la OCDE, agafant les puntuacions obtingudes en aquestes proves com a output de l'estudi. A l'hora d'escollir els estats, no s'han considerat sols els resultats obtinguts i els sistemes

que els caracteritzen, també s'han tingut en compte la quantitat i la qualitat de les dades referents a les variables que es volen estudiar ja que no tots els estats que s'havien considerat en un principi disposaven d'informació suficient per l'anàlisi. Per tant finalment les nacions que s'examinen en aquest treball són les divuit següents: Finlàndia, Corea, Japó, Austràlia, Islàndia, Alemanya, França, el Regne Unit (UK), Espanya, Luxemburg, Rússia, Itàlia, els Estats Units (EE.UU.), Grècia, Turquia, Xile, Mèxic i Brasil.

Tant bon punt hem decidit la població a tenir en compte s'ha elaborat una base de dades pròpia, la qual es pot consultar a l'annex I, a partir de les fonts estadístiques oficials de la OCDE i de la UNESCO per tal de poder analitzar les variables de forma acurada i finalment realitzar l'estudi pertinent mitjançant models d'anàlisi estadística.

## 3.2 Anàlisi univariant

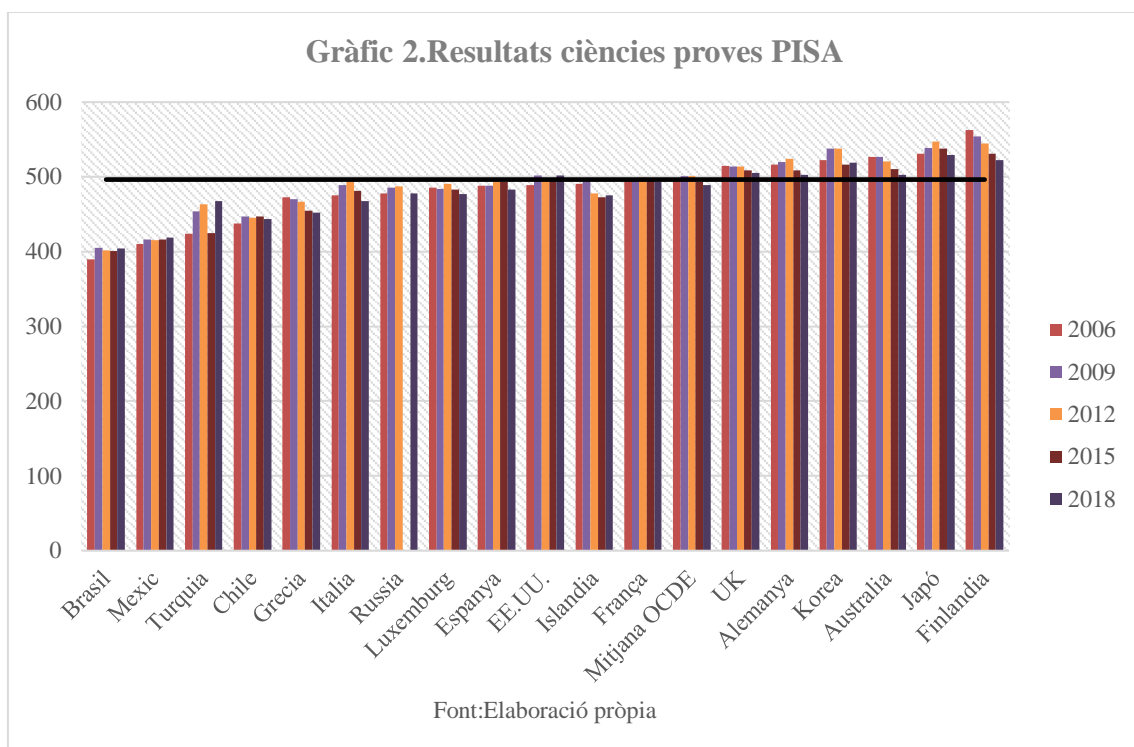
### 3.2.1 Evolució dels resultats de les proves PISA



Com es pot observar en aquest primer gràfic, es mostren els diferents resultats obtinguts a les proves de matemàtiques dutes en el programa PISA dels països que volem estudiar. Si ens fixem en els resultats de forma global, podem distingir tres grups. En primer lloc aquells països que estan per sobre a la mitjana dels resultats obtinguts pels estats de la

OCDE, que són Finlàndia, Corea, Japó, Austràlia i Alemanya. A continuació podem agrupar aquells estats que es mouen al voltant de la mitjana de les nacions de la OCDE, a vegades superant aquesta mitjana i d'altres sent inferiors però sense allunyar-se'n gaire, aquest conjunt el formen Islàndia, França, el Regne Unit, Luxemburg, Espanya, Rússia, els EE.UU. i Itàlia. Finalment trobem aquells països de l'estudi que han obtingut un resultat més baixos formats per Grècia, Turquia, Xile, Mèxic i Brasil.

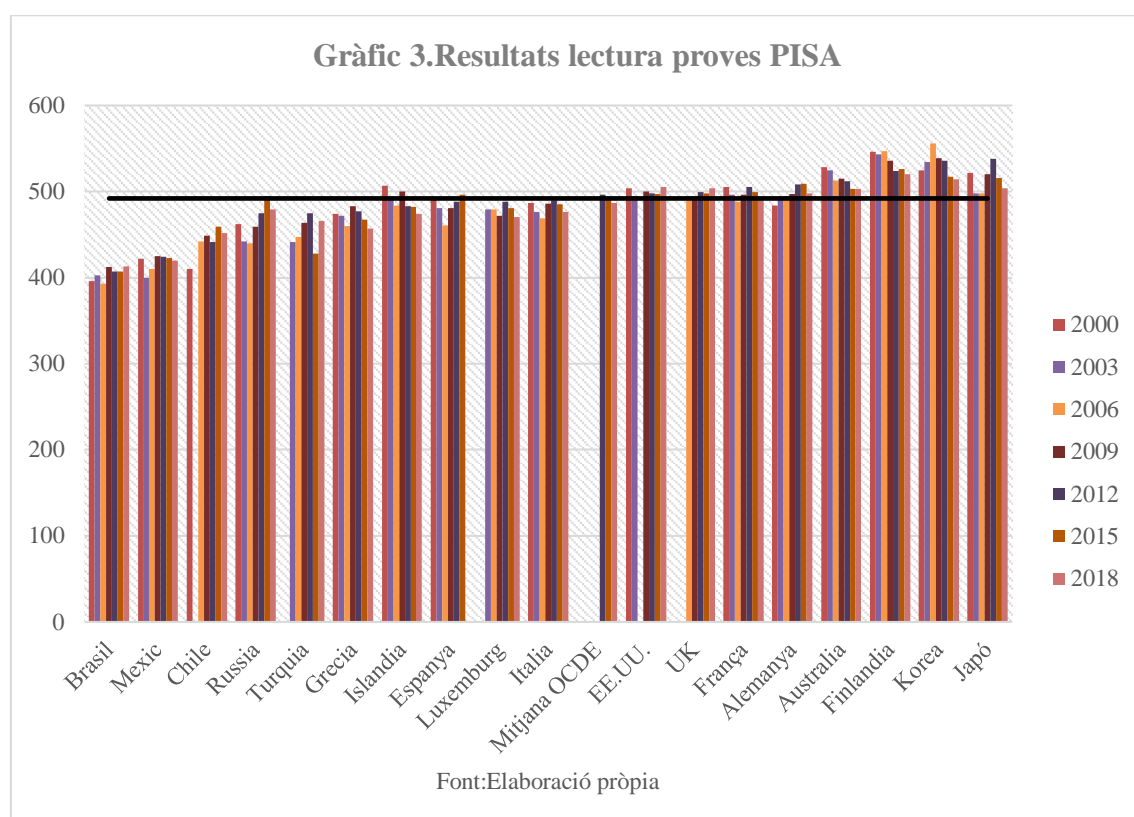
Per altra banda si avaluem l'evolució de la puntuació obtinguda pels diferents estats, observem que els resultats poden variar d'un any a un altre però aquests no solen diferir de forma notable. Aquelles nacions més inestables, és a dir, que han variat més els seus resultats són Corea, Finlàndia i Austràlia per una banda i Mèxic i Turquia per una altra. Per tant podem concloure que aquells països que es troben tant per sobre com per sota de la mitjana de la OCDE mostren un resultats més variables d'un any a un altre en canvi la resta obtenen una puntuació més aviat constant.



En aquest gràfic veiem els resultats obtinguts en la prova de ciències de la mostra escollida pel treball. De la mateixa forma que en els resultats observats en la prova de matemàtiques, podem distingir tres tipus de països, aquells que estan per sobre de la mitjana, els que es troben entorn a la mitjana i aquells que estan per sota. Aquells que mostren resultats superiors són Finlàndia, Japó, Austràlia, Corea, Alemanya i el Regne Unit. Seguidament les nacions que se situen al voltant de la mitjana són França, els EE.UU., Espanya, Luxemburg, Rússia, Itàlia i Islàndia, aquests tres últims mostrant uns

resultats inferiors en les proves dels darrers anys. En l'últim conjunt trobem Grècia, Xile, Turquia, Mèxic i Brasil.

Pel que fa a l'evolució de la puntuació obtinguda al llarg dels anys pels diferents països, trobem un comportament força similar al que passava amb les proves de matemàtiques. Si ens fixem amb els països amb la puntuació més alta, els resultats d'un any a un altre tendeixen a canviar força, mentre que els que es troben al voltant de la mitjana es mantenen més constants exceptuant Islàndia i Itàlia on hi ha més canvis. Per altra banda en aquestes proves cal destacar que el grup amb els resultats baixos no observem grans canvis en el desenvolupament dels seus alumnes en aquesta matèria al llarg dels anys, els resultats es mantenen invariables o amb variacions mínimes exceptuant Turquia.



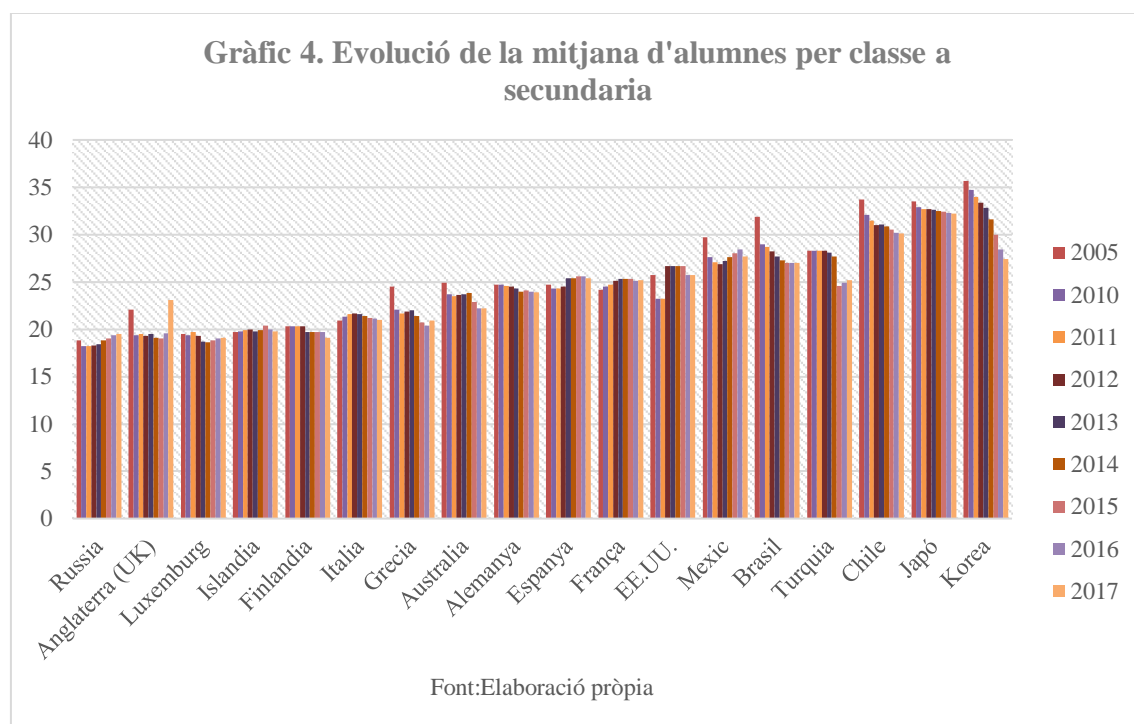
Finalment analitzem els resultats obtinguts pels diferents països en la prova de comprensió lectora. En primer lloc, tal i com podem veure reflectit en el gràfic cal destacar que en aquestes proves l'evolució dels resultats obtinguts pels diferents països en la gran majoria no és constant, és a dir varien força d'un any a un altre, més del que hem observat en les dues proves anteriors, tot i que es segueix complint que aquells països que es troben al voltant de la mitjana mostren més continuïtat en la seva puntuació.

Si ordenem els diferents estats en funció dels seus resultats la distribució ens queda de la següent forma: amb una puntuació més alta que la mitjana de la OCDE hi ha Japó, Corea, Finlàndia i Austràlia; les puntuacions entorn de la mitjana les aconseguixen països com

Alemanya, França, el Regne Unit, els EE.UU., Itàlia, Espanya, Islàndia i Luxemburg; per acabar aquells que són inferiors a la mitjana de la OCDE són Rússia, Grècia, Turquia, Xile, Mèxic i Brasil.

Per acabar si ens enfoquem en els tres gràfics obtenint una visió general, sempre ens trobem que aquells països que destaquen per la seva bona puntuació són Japó, Corea, Finlàndia i Austràlia independentment de la prova, en canvi, en contraposició i amb les puntuacions més baixes trobem Turquia, Xile, Mèxic i Brasil, mentre que al voltant de la mitjana habitualment sempre hi ha la resta de països intercanviant posicions depenent de la prova i l'any però sense allunyar-se dels resultats estàndards de la OCDE. Això ens permetria afirmar que els models educatius amb el millor rendiment són aquells adoptats pels quatre països destacats pel seu bons resultats i en canvi els sistemes a millorar serien els que es duen a terme en els quatre estats amb els resultats més baixos, sense deixar de banda aquells que es troben en la mitjana els quals haurien de mantenir aquelles característiques dels seus sistemes que els fan estar en una bona posició i millorar en aquells aspectes en els que encara tenen carències.

### 3.2.2 Evolució dels alumnes per classe



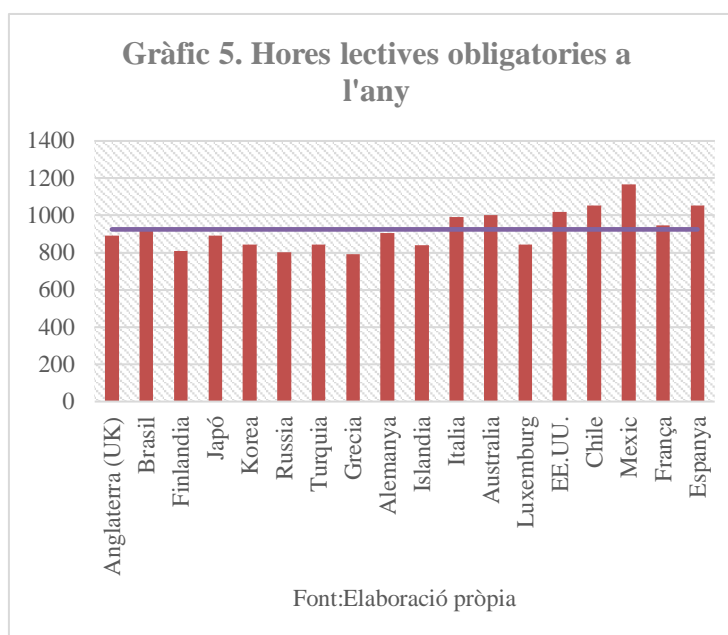
Aquest gràfic de barres ens mostra la mitjana d'alumnes per classe que hi ha als centres educatius de secundària des de 2005 fins l'any 2017, en aquest cas només tenim a la disposició les dades d'Anglaterra no de la totalitat del Regne Unit. Primerament veiem

que la gran majoria dels països es troben entre els 20 i els 30 alumnes per classe exceptuant Corea, Japó i Xile on els alumnes estan entre els 30 i els 35 per classe o bé Rússia, Anglaterra i Luxemburg on la mitjana és inferior als 20 alumnes per classe.

En general veiem com aquesta variable no canvia al llarg del temps, és a dir els diferents països solen tenir aproximadament el mateix nombre d'alumnes per classe al llarg dels anys, és més aviat constant. El cas més excepcional com podem apreciar és Corea on detectem la reducció dels alumnes per classe experimentat des de l'any 2005 fins a l'any 2017 on la mitjana passa de ser superior a 35 alumnes per classe a situar-se entre els 25 i els 30 alumnes per classe, mesures adoptades segurament pels governants per tal de millorar les condicions escolars. També podem apreciar una reducció d'aquesta mitjana a Xile, Turquia i Brasil però amb una proporció menor.

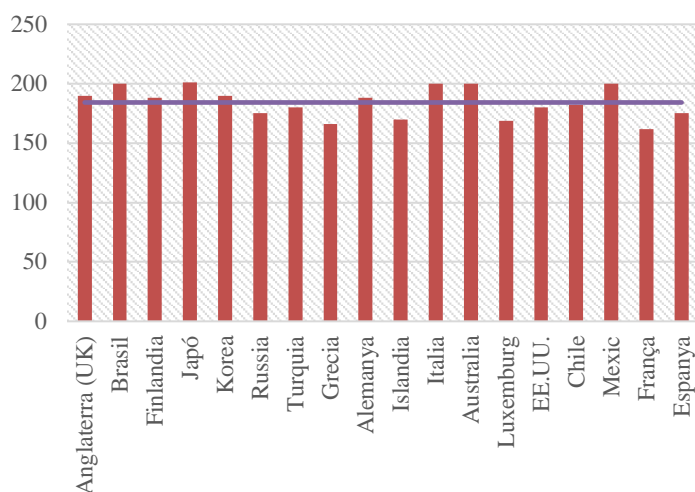
### 3.2.3 Hores lectives, distribució anual de les hores i ratio d'hores al dia

Com podem veure en els gràfics que es mostren a continuació volem analitzar les hores lectives obligatòries per als alumnes de secundària i en quants dies s'han organitzat per al curs 2018/2019. En primer lloc si ens fixem en les hores obligatòries a cursar pels alumnes en els diferents països veiem que



es troben entre les 800 i les 1000 hores anuals exceptuant països com Mèxic (1167), Espanya (1054), Xile (1052) i els EE.UU. (1020) en els quals els alumnes fan més de 1000 hores anuals, o bé Grècia on es cursen només 791 hores obligatòries. Per aquesta variable, si que hi ha força diversitat entre les dades dels diferents països ara bé la mitjana dels divuit països que estudiem és d'aproximadament 923 hores obligatòries anuals.

**Gràfic 6. Dies lectius anuals**



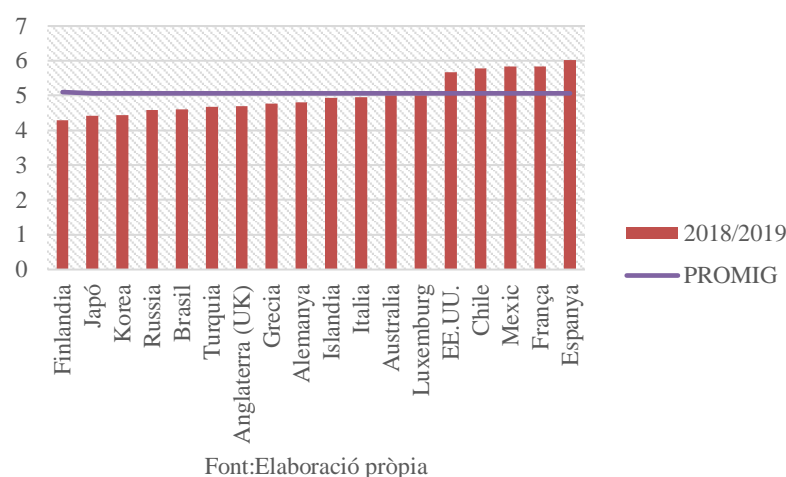
Font:Elaboració pròpia

Seguidament ens fixarem en la quantitat de dies lectius per als alumnes. La mitjana ens mostra que habitualment el curs consta d'aproximadament uns 184 dies de classes en els quals s'imparteixen les diferents matèries i en els que s'organitzen les hores lectives obligatòries a cursar per als estudiants de cada

país. Podem observar com Brasil, Japó, Itàlia, Austràlia i Mèxic es situen per sobre d'aquesta mitjana, és a dir hi ha més dies de classe, en canvi Grècia, Islàndia, Luxemburg i França estan clarament per sota la mitjana. Ara bé, en aquest cas tot i que aquestes dues variables que acabem de veure són importants, el més rellevant és com s'organitza l'any escolar i les hores obligatòries, és a dir la ràtio d'hores lectives diàries que realitzen els alumnes. En aquest últim gràfic es pot apreciar aquest últim factor a analitzar. Veiem que la mitjana d'hores d'estudi obligatori diàries és de 5. Per sobre d'aquest trobem els EE.UU. (5.7h), Xile, Mèxic i França (5.8h) i Espanya (6h). En contraposició Finlàndia

(4.3h), Japó i Corea (4.4h) són els països on els estudiants realitzen menys hores obligatòries d'estudi diàries. Les implicacions que pot tenir aquesta organització de les hores escolars pot marcar una gran

**Gràfic 7. Ratio hores lectives per dia**



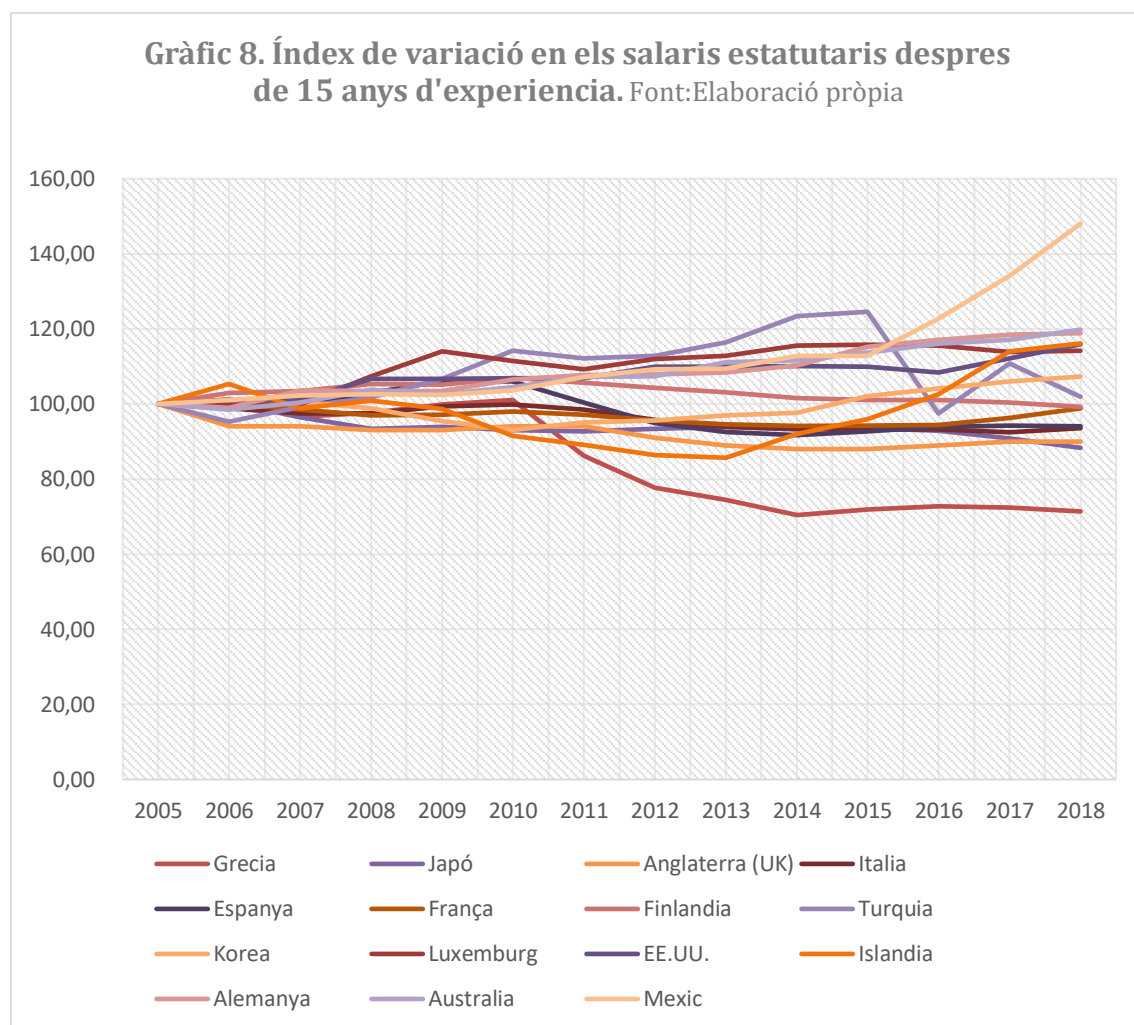
Font:Elaboració pròpia

diferència en el rendiment dels alumnes de cada país. Tenint en compte això, al fer menys hores de classe els estudiants poden dedicar més temps a aquelles activitats que els motiven o bé a reforçar aquelles matèries en les que necessiten una ajuda extra per a poder



millorar, en canvi en aquells països en els que es duen a terme jornades més intensives el que es pot acabar provocant als alumnes és una càrrega extrema d'informació en poc temps que juntament amb la reducció de les hores de descans poden acabar portant a una desmotivació generalitzada i que no ajuda al creixement educatiu dels estudiants ni potencia les habilitats individuals.

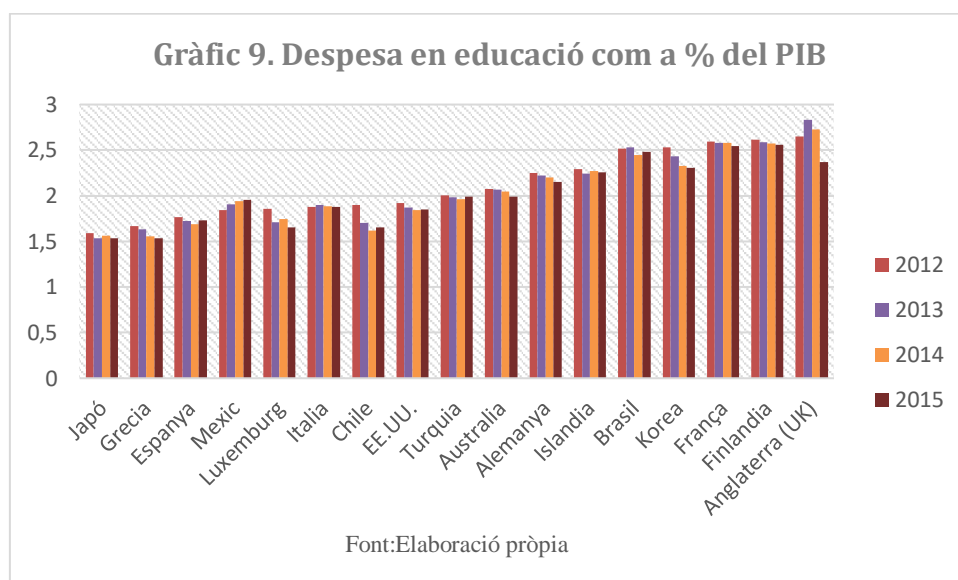
### 3.2.4 Evolució dels salaris dels professors



Per tal d'estudiar l'evolució dels salaris dels docents de secundària en els 18 països que analitzem en aquest treball hem creat un gràfic de línies amb les dades extretes de la OCDE dels índex dels salaris estatutaris dels professors amb 15 anys d'experiència des de l'any 2005 fins al 2018 amb base 100 l'any 2005. Com podem veure no tots els països segueixen la mateixa tendència. Al principi els salaris eren força similars en tots els països ara bé, a partir de 2008, coincidint amb l'inici de la crisi financera global causada pel col·lapse de la bombolla immobiliària, els sous estatutaris del personal comença a variar

entre els diferents estats. Tot i que els salaris es mantenen més o menys constants a la gran majoria de països, trobem excepcions com Grècia on a partir del 2010 es redueixen de forma notable fins que a partir de 2014 s'estabilitzen. En el cas contrari observem casos com el de Mèxic on els sous mostren un creixement constant fins a 2015 on es mostra un augment exponencial. Així doncs, veiem que la tendència general és la continuïtat dels salaris, amb certes variacions degudes a les condicions individuals de cada estat, però intentant mantenir uns sous estables que proporcionin confiança i seguretat pels professionals, segurament amb l'objectiu d'intentar oferir una recompensa justa pels seu esforç i serveis.

### 3.2.5 Evolució de la despesa publica en educació



El gràfic de barres següent ens mostra el percentatge del PIB que s'ha destinat a l'educació secundària de l'any 2012 al 2015, per aquesta variable només tenim a la disposició les dades d'Anglaterra no de la totalitat del Regne Unit. Tal i com podem apreciar, es sol destinar entre un 1.5% i un 2.5% del PIB. Ara bé, cal destacar que els països on es destinen més recursos són Anglaterra, Finlàndia i França, superant el 2.5%, seguits per Brasil i Corea. Oposadament, Japó i Grècia són els dos estats amb menys despesa en educació, arribant amb prou feines a un 1.5%, els quals segueixen Espanya, Luxemburg i Xile. Pel que fa a la variació al llarg dels anys veiem que la despesa és manté per a la majoria de països, exceptuant Anglaterra que ha reduït la despesa mantenint-se, tot i així, en un dels estats que destina més recursos en educació.

### 3.3 Anàlisi multivariant

Partint de la base de dades creada anteriorment i a partir de la qual hem pogut analitzar les diferents variables, hem creat diferents arxius d'Excel per poder-los importar al programa utilitzat i realitzar els anàlisis pertinents.

En un inici, vam plantejar un model de regressió amb les dades més actuals mitjançant el programa GRETL, per tal d'explicar la relació entre els resultats de les diferents proves del programa PISA i les variables. Ara bé, el comportament de les variables i els resultats obtinguts no van ser els esperats, consultar l'annex II, i vam haver d'optar per uns mètodes estadístics diferents.

Finalment hem optat per utilitzar tècniques de classificació d'anàlisi multivariant, concretament mètodes de classificació automàtica, també coneguts com anàlisi clúster, per analitzar primerament les dades més antigues i més actuals de les que disposem i a continuació per estudiar la totalitat de les dades.

El software que hem utilitzat pel treball és el programa SPSS, és una eina orientada a la realització d'anàlisis estadístiques que implementa una gran varietat d'opcions dins dels programa.

Per poder importar els arxius al software SPSS hem hagut d'assignar una denominació reduïda a les diferents variables que mostrem a continuació.

NOM DE LA VARIABLE	DESCRIPCIÓ DE LA VARIABLE
RMY Y	Resultats proves de matemàtiques l'any YY
RCY Y	Resultat proves de ciències l'any YY
RLY Y	Resultat proves de lectura l'any YY
AxCY Y	Alumnes per classe de l'any YY
HC18	Hores lectives diàries de l'any 2018
SPY Y	Salari del professorat de l'any YY
DEDY Y	Despesa en educació de l'any YY
Taula 1. Nom de les variables utilitzades per l'estudi. Font: Elaboració pròpia	

Tot seguit d'importar l'arxiu corresponent realitzem diferents anàlisis clúster, per veure els resultats i arribar a conclusions per l'estudi.

Com hem mencionat anteriorment, l'anàlisi clúster és una tècnica multivariant. L'objectiu principal d'aquest anàlisi és la classificació de diferents objectes, en el nostre cas seran països, formant grups el màxim d'homogenis possibles i el màxim de diferents entre si. Aquest agrupament es basa en la idea de la distància entre les observacions, l'obtenció dels diferents clústers depèn de les mesures de distància utilitzades.

Distingim dos mètodes de clústers diferents. En primer lloc tenim els mètodes jeràrquics, són aquells que en cada pas de l'algoritme només un sol objecte canvia de grup i després d'haver estat assignat a un conjunt ja no pot canviar. A més a més, dins dels mètodes jeràrquics podem distingir entre els mètodes aglomeratius, consistents en aquells clústers que en la fase inicial tenen tants clústers com objectes a observar i a cada pas, re-calculant la distància entre els conjunts, s'uneixen els dos grups més similars o més desiguals acabant amb un únic clúster; i els mètodes divisius, que són aquells que comencen amb un únic clúster que engloba a tots els elements i finalitza amb tants conjunts com objectes. Per altra banda hi ha els mètodes no jeràrquics o de repartició els quals comencen amb una solució inicial i un nombre de clústers predeterminat de forma que distribueix els objectes per obtenir el nombre de conjunts indicat.

El programa ens permet utilitzar tres tipus diferents d'anàlisi clúster els quals utilitzen mètodes diferents i cada un conté opcions que no estan disponibles per als altres: l'anàlisi de conglomerats jeràrquics, l'anàlisi de k-mitjanes i l'anàlisi bietàpic. Per al treball, utilitzarem els clústers jeràrquics i els de K-mitjanes.

L'anàlisi de conglomerats jeràrquics utilitza un mètode, tal i com indica el seu nom, jeràrquic i de tipus aglomeratiu. Aquest mitjà de classificació, s'utilitza per determinar el nombre idoni de conglomerats i el seu contingut. Es fa servir quan no es sap el nombre de clústers i quan el nombre d'objectes a estudiar no és molt gran, ja que si ho fos podria plantejar problemes en el model. Cal esmentar que permet treballar amb variables tant quantitatives com qualitatives. El programa ens permet emprar diferents criteris, tots basats en una matriu de distàncies o similituds, a l'hora de formar els clústers, això ens permetrà comprovar si els resultats obtinguts són consistents o al contrari, per aquesta raó en el treball realitzarem dos anàlisis jeràrquics pels diferents casos, un amb el criteri de l'enllaç entre grups (mitjana intergrups) i el mètode de Ward.

L'anàlisi de K-mitjanes utilitza un mètode de repartició. Per tal de poder-lo dur a terme, hem de saber el nombre de conjunts a priori i a partir d'aquí es creen els clústers òptims, els més homogenis. Aquest mètode només accepta variables quantitatives i ens permet analitzar gran quantitat de dades. El criteri per determinar la mesura de la distància entre els grups es calcula mitjançant la distància euclidiana.

D'aquesta manera, mitjançant els dos anàlisis clúster, primer determinant el nombre òptim de conjunts i després obtenint els millors clústers, obtindrem els grup de països amb les característiques més similars, en primer lloc per a les dades més antigues i seguidament per a les dades més actuals.

Finalment, per poder analitzar la totalitat de les dades realitzarem un anàlisi factorial i a continuació, amb les noves dades obtingudes durem a terme un anàlisi de conglomerats jeràrquics i un anàlisi de K-mitjanes, per tal d'obtenir els diferents grups de països amb les característiques més semblants al llarg del temps.

Quan parlem de l'anàlisi factorial, ens referim a una tècnica estadística que té com a objectiu la reducció de les dades, explicant les correlacions existents entre les variables observades a partir d'un nombre menor de variables a les que anomenarem factors. En el cas particular del nostre estudi, l'anàlisi factorial no l'hem realitzat sobre la totalitat de les variables ja que entre elles no guarden relació. Per tant el que hem fet és un anàlisi factorial per a cada grup de variables, resultant en quatre anàlisis diferents, un per als resultats obtinguts a les diferents proves PISA al llarg dels anys, un per als alumnes per classe dels diferents anys, un per als índex dels salaris del professorat al llarg dels anys i un per a la despesa en educació dels diferents anys.

Abans de mostrar i comentar els resultats obtinguts en els diferents anàlisi, hem de destacar que en aquests no es tenen en compte tots els països que en un principi es volien estudiar, ja que degut a la falta de dades per certes variables Xile, Rússia i Brasil no s'han pogut analitzar. També cal dir que en el cas d'Espanya, a les dades més actuals, en els resultats de la prova de lectura no són del 2018 com a la resta de països, ja que es van detectar certes incidències i no es van donar per vàlids en aquell any, per tant hem agafat les dades de l'any 2015. Per acabar, degut a la falta d'informació en algunes observacions, s'han imputat aquests valors a partir de les dades d'anys anteriors i posteriors.

### **3.4 Resultats per a les dades més antigues**

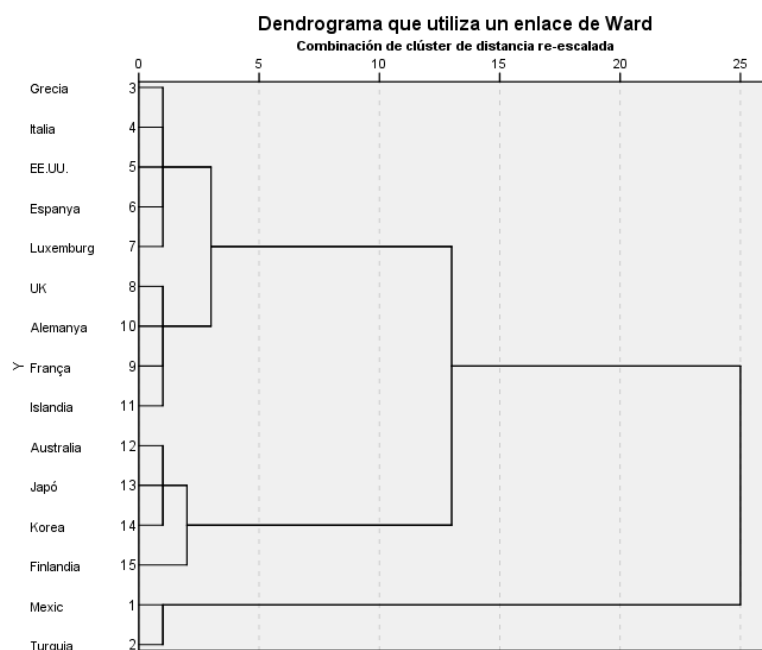
#### *3.4.1 Anàlisi de conglomerats jeràrquics*

Primerament, per analitzar les dades més antigues realitzem com hem estipulat anteriorment un anàlisi de clústers jeràrquic, etiquetant els casos mitjançant els països i agrupant-los en funció dels resultats de les proves PISA de matemàtiques, ciències i lectura (RM06, RC06, RL09), els alumnes per classe (AxC05), les hores lectives diàries (HD18), el salari del professorat (SP06) i la despesa en educació (DED12).

Per començar utilitzarem el mètode de l'enllaç entre grups, mesurarem la distància pel valor ja estipulat corresponent a la distància euclidiana al quadrat i no estandaritzarem les variables. A continuació generarem el dendrograma, el qual ens mostra la representació gràfica en forma d'arbre dels clústers i les etapes en que aquests es fusionen. Cal remarcar el model d'anàlisi de l'arbre per determinar el nombre adequat de grups és un procés

subjectiu. Normalment el que es fa és buscar buits entre les unions al llarg de l'eix horitzontal. El que també podem observar és l'historial de conglomeració, el qual ens mostra una taula amb el resum numèric de la solució del model, mostrant els casos combinats a cada etapa i la distància entre els conjunts que es combinen (*coeficientes*). Si tenim en compte l'historial de conglomeració una bona forma per determinar el nombre de conjunts òptim, seria detectant grans distàncies entre els grups que es combinen. Observant el resultat obtingut, deduïm que una bona opció seria realitzar 4 o 5 clústers diferents.

Seguidament, per tal de comprovar si els resultats obtinguts tenen una estructura consistent, repetirem el procés però aquest cop canviant el mètode. Utilitzarem el mètode de Ward, mesurarem la distància pel valor ja estipulat corresponent a la distància euclidiana al quadrat i no estandaritzarem les variables. A continuació generarem el dendrograma i l'historial de conglomeració. Com hem pogut observar, els resultats són similars això indica que tenen una estructura fonamentada i per tant l'opció de crear 4 o 5 conjunts es mantindria. Es poden consultar totes les taules i gràfics a l'annex III.



Gràfic10.Font: Elaboració pròpia

### 3.4.2 Anàlisi de conglomerats de K-mitjanes

Un cop hem decidit la quantitat de conjunts que volem formar, procedim a realitzar l'anàlisi de conglomerats de K-mitjanes. Etiquetarem els casos mitjançant els països i utilitzarem les mateixes variables que en l'anàlisi jeràrquic.

Per realitzar l'anàlisi de K-mitjanes indiquem el nombre de clústers que volem generar, deixem els valors predeterminats del programa i generem la solució demanant que es mostri la informació de cada clúster i la taula ANOVA per estudiar la variància. En el nostre cas particular hem realitzat el mateix anàlisi dues vegades, primer generant 4 conglomerats i seguidament 5, per determinar quina és la millor alternativa. Les taules amb els resultats complementaris es poden consultar a l'annex IV.

**Taula 2. Clúster de pertinença. Font:**

**Elaboració pròpia**

Número del caso	PAIS	Clúster	Distància
1	Mexic	1	,000
2	Turquia	2	,000
3	Grecia	3	33,086
4	Italia	3	29,047
5	EE.UU.	3	15,631
6	Espanya	3	11,214
7	Luxemburg	3	19,787
8	UK	3	26,091
9	França	3	12,935
10	Alemanya	3	31,430
11	Islandia	3	24,036
12	Austràlia	4	21,493
13	Japó	4	15,347
14	Korea	4	22,982
15	Finlàndia	4	32,727

**Taula 3. Centros de clústers finals. Font:**

**Elaboració pròpia**

	Clúster			
	1	2	3	4
RM06	406	424	485	535
RC06	410	424	492	536
RL09	425	464	490	528
AxC05	29,7	28,3	22,9	28,6
HD18	5,84	4,68	5,19	4,54
SP06	101,13	95,28	99,99	100,71
DED12	1,846	2,004	2,098	2,202

**Taula 4. ANOVA. Font: Elaboració pròpia**

	Clúster		Error		F	Sig.
	Media cuadrática	gl	Media cuadrática	gl		
RM06	6510,348	3	279,990	11	23,252	,000
RC06	6320,861	3	259,705	11	24,339	,000
RL09	3433,948	3	107,990	11	31,799	,000
AxC05	41,387	3	18,364	11	2,254	,139
HD18	,655	3	,214	11	3,064	,073
SP06	8,519	3	7,254	11	1,174	,364
DED12	,038	3	,155	11	,247	,862

Una vegada analitzats els resultats dels dos anàlisis, veiem que afegint un conjunt més aconseguim trencar el grup més gran creat en l'anàlisi de 4 clústers, tot i així no hi ha una gran redistribució ja que afegint un conjunt es crea un grup format per un sol país que en aquest cas seria Finlàndia. Per tant l'alternativa més adient és la de formar 4 clústers en lloc de 5.

El primer clúster està format per un sol país, corresponent amb Mèxic, i es caracteritza per obtenir els resultats més baixos en totes les proves contemplades pel programa PISA i tenir la major quantitat d'alumnes per classe i d'hores lectives diàries.

El segon conjunt també el conformaria un sol estat, el qual és Turquia, caracteritzat per la seva puntuació inferior a la mitjana en les tres proves PISA, la gran quantitat d'alumnes per classe i la reduïda quantitat d'hores per dia en contraposició amb el primer conjunt. Seguidament, torbem el tercer grup el qual és el més ampli, format per nou països: Grècia, Itàlia, els EE.UU., Espanya, Luxemburg, el Regne Unit, França, Alemanya i Islàndia. Aquest conjunt de països es diferencien per obtenir uns resultats entorn la mitjana de les diferents proves, juntament amb la menor quantitat d'alumnes per classe i una quantitat d'hores que també es troben al voltant de la mitjana.

Finalment el quart clúster el componen Austràlia, Corea, Japó i Finlàndia. Són el conjunt de països que aconsegueixen les puntuacions més altes en els diferents tests del programa PISA, també tenen una quantitat mitjana d'alumnes per classe força elevada i són els estats en que es realitzen menys hores de classes diàries.

Per acabar, si ens fixem en la taula de les variàncies i fixem un coeficient de significació del 10%, podem observar que les variables que més discriminen i per tant són les que determinen els diferents conjunts són les corresponents als resultats de les proves PISA seguit de les hores lectives diàries. Degut a que aquestes variables difereixen molt de la resta de països, els dos primers conjunts estan formats per un sol país. En canvi la despesa



en educació, els salaris del professorat i la quantitat d'alumnes no tenen gaire significació i com podem apreciar els seus valors són molt similars entre els diferents clústers, sobretot en el cas de la despesa i el salari.

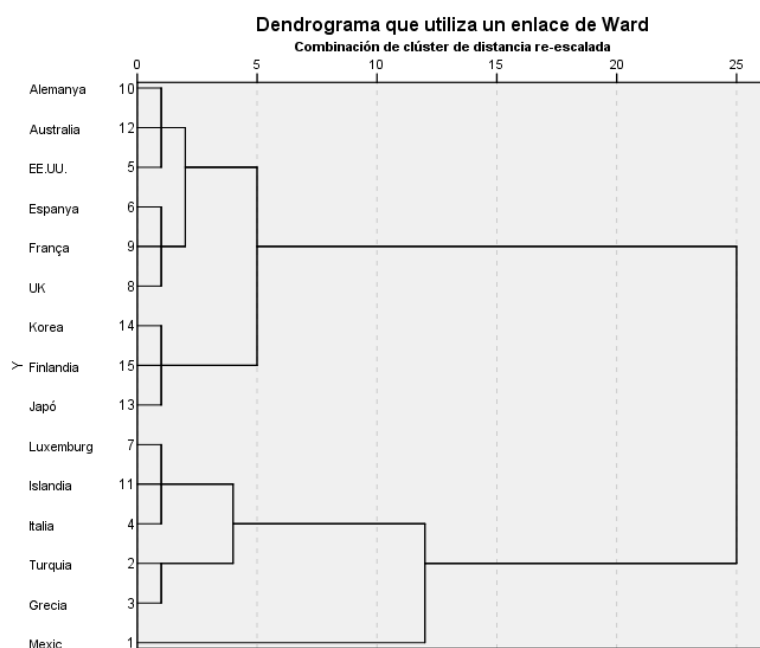
### 3.5 Resultats per a les dades més actuals

#### 3.5.1 Anàlisi de conglomerats jeràrquics

Per analitzar les dades més actuals realitzem, tal i com hem fet amb a les dades antigues, un anàlisi de clústers jeràrquic, etiquetant els casos mitjançant els països i agrupant-los en funció de les variables agrupant-los en funció dels resultats de les proves PISA de matemàtiques, ciències i lectura (RM18, RC18,RL18),els alumnes per classe (AxC17), les hores lectives diàries (HD18), el salari del professorat (SP18) i la despesa en educació (DED15).

Primer utilitzarem el mètode de l'enllaç entre grups, generarem el dendrograma i l'historial de conglomeració per determinar la quantitat de conjunts òptims. A partir del resultat obtingut, determinem que realitzar 4 o 5 conglomerats seria una bona elecció.

Després, per tal de comprovar si els resultats obtinguts s'obtenen a partir d'una estructura sòlida, repetirem el procés però aquest cop canviant el mètode, utilitzarem el mètode de Ward. Tot seguit generarem el dendrograma i l'historial de conglomeració. Com podem observar els resultats són similars això indica que tenen una estructura consistent i per tant l'opció de crear 4 o 5 conjunts es mantindrà. Es poden consultar totes les taules i gràfics a l'annex V.



Gràfic 11.Font: Elaboració pròpia

### 3.5.2 Anàlisi de conglomerats de K-mitjanes

En acabar de fer els anàlisis jeràrquics pertinents per escollir el nombre de clústers adient, procedim a realitzar l'anàlisi de conglomerats de K-mitjanes. Etiquetarem els casos mitjançant els països i utilitzarem les mateixes variables que en l'anàlisi jeràrquic anterior.

Per realitzar l'anàlisi de K-mitjanes indiquem el nombre de clústers que volem generar, deixem els valors predeterminats del programa i generem la solució. Durem a terme el mateix anàlisi dues vegades, primer generant 4 conglomerats i seguidament 5 com hem disposat en l'anàlisi anterior, per determinar quina és la millor opció. Les taules amb els resultats complementaris es poden consultar a l'annex VI.

**Taula 5. Clúster de pertinença. Font:**

**Elaboració pròpia**

Número del caso	PAIS	Clúster	Distancia
1	Mexic	1	,000
2	Turquia	3	18,039
3	Grecia	3	18,039
4	Italia	4	15,711
5	EE.UU.	5	17,606
6	Espanya	5	22,313
7	Luxemburg	4	9,621
8	UK	5	21,164
9	França	5	11,971
10	Alemanya	5	16,238
11	Islandia	4	10,736
12	Austràlia	5	14,869
13	Japó	2	17,076
14	Korea	2	11,795
15	Finlàndia	2	16,630

**Taula 6. Centros de clústers finals. Font:**

**Elaboració pròpia**

	Clúster				
	1	2	3	4	5
RM18	409	520	453	488	491
RC18	419	523	460	473	498
RL18	420	513	462	473	500
AxC17	27,7	26,2	23,0	20,0	24,2
HD18	5,84	4,39	4,72	4,96	5,34
SP18	148,02	98,29	86,66	107,92	106,27
DED15	1,954	2,134	1,761	1,930	2,106

**Taula 7. ANOVA. Font: Elaboració pròpia**

	Clúster		Error		F	Sig.
	Media cuadrática	gl	Media cuadrática	gl		
RM18	2954,233	4	82,000	10	36,027	,000
RC18	2834,892	4	59,017	10	48,035	,000
RL18	2328,167	4	30,867	10	75,427	,000
AxC17	19,836	4	10,891	10	1,821	,201
HD18	,668	4	,164	10	4,063	,033
SP18	673,407	4	186,582	10	3,609	,045
DED15	,062	4	,135	10	,456	,766

Las pruebas F sólo se deben utilizar con fines descriptivos porque los clústeres se han elegido para maximizar las diferencias entre los casos de distintos clústeres. Los niveles de significación observados no están corregidos para esto y, por lo tanto, no se pueden interpretar como pruebas de la hipótesis de que los medias de clúster son iguales.

Analitzant els resultats dels dos anàlisis, veiem que en el cas de les dades més actuals no passa el mateix que amb el conjunt de dades més antigues. En aquest cas al afegir un grup més aconseguim trencar el grup format per 8 països generat a l'anàlisi amb 4 clústers i aquests es redistribueixen de forma més adient. Així doncs els resultats donats per l'anàlisi de K-mitjanes amb 5 clústers és l'elecció convenient.

Si considerem la taula d'anàlisi de la variància, fixat un coeficient de significació del 10%, notem que les variables que creen les diferències més significatives entre els països i per tant determinen els conjunts que es creen són les puntuacions assolides en els tests del programa PISA, les hores lectives diàries i el salari del professorat, variable que en les dades antigues no suposava una gran diferència entre els diferents estats analitzats. Per altra banda, la despesa en educació i els alumnes per classe segueixen tenint una significació molt baixa a l'hora de discriminar entre els països i els valors que prenen aquestes variables són força homogenis, sobretot per la despesa en educació que es mou entorn al 2.02% del PIB.

El primer clúster el forma, tal i com passava amb les dades antigues, un sol país, Mèxic, el qual es caracteritza per tenir les puntuacions més baixes i la quantitat d'alumnes, d'hores lectives i de salaris més elevats entre tots els conjunts. Al tenir unes característiques tant diferenciades dels altres països, crea un sol clúster.

En un segon grup trobem Japó, Corea i Finlàndia. Aquest conjunt destaca per les màximes puntuacions obtingudes a les proves PISA i la menor quantitat d'hores lectives per als estudiants. La quantitat d'alumnes per classe és superior a la mitjana i en canvi el sou del professorat és inferior.

El tercer grup el formen Turquia i Grècia. Pel que fa als resultats dels tests del programa PISA obtenen les segones pitjors puntuacions. Si ens fixem en els alumnes per classe, les hores lectives i el salari podem destacar que són lleugerament inferiors a la mitjana.

El quart clúster està format per tres estats, Itàlia, Luxemburg i Islàndia. Aquest conglomerat es caracteritza per obtenir uns resultats en les proves PISA entorn a la mitjana tot i que lleugerament per sota, tenen la menor quantitat d'alumnes per classe en comparació amb els altres conjunts i les hores lectives obligatòries i els sous es mouen entorn a la mitjana.

En darrer lloc, el conjunt més nombrós el componen els EE.UU., Espanya, el Regne Unit, França, Alemanya i Austràlia. Aquest grup de països es caracteritzen pels resultats obtinguts als tests lleugerament per sobre de la mitjana i una quantitat d'alumnes, hores lectives i salaris que es mouen en valors al voltant de la mitjana.

### **3.6 Resultats anàlisi factorial**

Per poder analitzar la totalitat de les dades de les que disposem, tal i com s'ha esmentat anteriorment, hem realitzat un anàlisi factorial per resumir les variables per tal de poder-les estudiar posteriorment.

L'anàlisi factorial el realitzarem considerant els diferents grups de variables que volem sintetitzar: resultats de matemàtiques, ciències i lectura de les proves PISA (RM, RC, RL), la quantitat d'alumnes per classe (AxC), els salaris del professorat (SP) i la despesa en educació (DED), totes les variables pels anys dels que disposem d'informació. Les hores lectives no les sintetitzarem ja que només tenim les dades per un any i per tant no és necessari. Per generar els resultats demanarem que es mostri la matriu de correlació i singularitat, el contrast de KMO i el test de significació de Bartlett. Seguidament indicarem que es mostri el gràfic de sedimentació, la rotació dels components mitjançant el mètode Varimax i que es guardin com a variables els factors generats per poder-los utilitzar posteriorment. Pel que fa a la resta d'opcions deixarem els mètodes indicats per defecte en el programa.

Un cop hem realitzat els diferents anàlisis factorials obtenim variables noves, mostrades a continuació, amb les quals hem aconseguit sintetitzar i estandaritzar (mitjana = 0 i la variància = 1) el conjunt de variables del que disposàvem. A partir d'aquestes noves variables generarem els anàlisis de conglomeració pertinents per poder-los estudiar. La informació completa dels resultats obtinguts es pot consultar a l'annex VII.

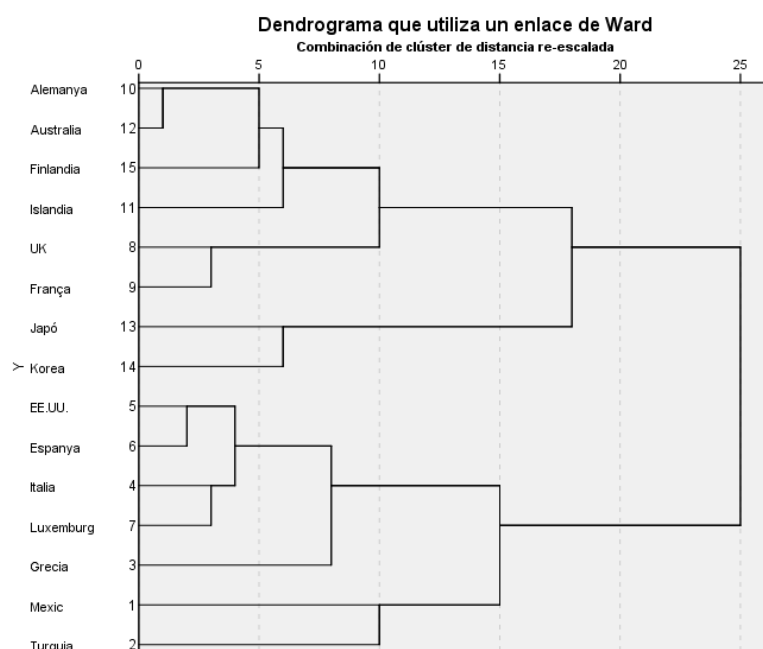
NOM DEL FACTOR	VARIABLES EXPLICADES	% EXPLICAT DE LA VARIANCIÀ
RES	RM06, RM09, RM12, RM15, RM18, RC06, RC09, RC12, RC15, RC18, RL09, RL12, RL15, RL18	92.799%
AxC	AxC05, AxC10, AxC11, AxC12, AxC13, AxC14, AxC15, AxC16, AxC17	95.019%
SP11_15	SP11, SP12, SP13, SP14, SP15	74.571%
SP16_18	SP16, SP17, SP18	13.424%
SP07_10	SP07, SP08, SP09, SP10	7.220%
DED	DED12, DED13, DED14, DED15	98.102%
Taula 8. Descripció noves variables. Font: Elaboració pròpia		

### 3.6.1 Anàlisi de conglomerats jeràrquics

A partir de les puntuacions factorials obtingudes per l'anàlisi factorial, realitzarem anàlisis de clústers jeràrquics tal i com hem fet amb el recull de dades antigues i actuals. Etiquetem els casos mitjançant els països i els agruparem en funció de les noves variables obtingudes referents als resultats de les proves PISA de matemàtiques, ciències i lectura (RES), els alumnes per classe (AxC), les hores lectives per dia (HD18), el salari del professorat (SP11\_15, SP16\_18, SP07\_10) i la despesa en educació (DED).

Utilitzarem el mètode de l'enllaç entre grups i deixarem els valors predeterminats en el programa, generarem el dendrograma i l'historial de conglomeració per determinar la millor quantitat de conglomerats. A partir del resultat obtingut, determinem que realitzar 5 conglomerats seria una bona elecció.

Per tal de comprovar si els resultats obtinguts s'obtenen a partir d'una estructura ferma, repetirem el procés però aquest cop utilitzant el mètode de Ward. Tot seguit generarem el dendrograma i l'historial de conglomeració. Com podem observar la solució són semblants això indica que tenen una estructura consistent i per tant l'opció de crear 5 conjunts es mantindrà. Es poden consultar totes les taules i gràfics a l'annex VIII.



Gràfic 12. Font: Elaboració pròpia

### 3.6.2 Anàlisi de conglomerats de K-mitjanes

En acabar d'escollir el nombre de clústers adient, procedim a realitzar l'anàlisi de conglomerats de K-mitjanes tal i com hem fet amb les dades més antigues i actuals. Etiquetarem els casos mitjançant els països i utilitzarem les mateixes variables que en l'anàlisi jeràrquic anterior.

Per realitzar l'anàlisi de K-mitjanes indiquem el nombre de clústers que volem generar, deixem els valors predeterminats del programa i generem la solució. Aquest cop només executarem l'anàlisi per a 5 conjunts com hem disposat en l'anàlisi anterior, per determinar quina és la millor distribució dels països en els diferents grups. Les taules amb els resultats complementaris es poden consultar a l'annex IX.

**Taula 9. Centros de clústeres finales. Font:**  
**Elaboració pròpia**

	Clúster				
	1	2	3	4	5
RES	-2,39299	-,53357	-,42983	1,23261	,46966
AxC	,83008	-,09310	-,38562	1,88082	-,52593
SP11_15	,30030	1,14298	-,89388	-,10745	-,13879
SP16_18	1,95923	-,22011	-,99749	,03221	,27152
SP07_10	-,33007	,86743	,47854	-1,25457	-,19978
DED	-,42458	-,55376	-,91055	-,24752	,88542
HD18	5,84	5,12	5,25	4,43	4,93

**Taula 10. Clúster de pertinença. Font:****Elaboració pròpia**

Número del caso	PAIS	Clúster	Distància
1	Mèxic	1	,000
2	Turquia	2	1,958
3	Grecia	3	1,486
4	Itàlia	3	1,426
5	EE.UU.	2	1,321
6	Espanya	3	1,277
7	Luxemburg	2	1,410
8	UK	5	2,221
9	França	5	1,494
10	Alemanya	5	1,292
11	Islandia	5	1,966
12	Austràlia	5	1,392
13	Japó	4	1,465
14	Korea	4	1,465
15	Finlàndia	5	2,037

**Taula 11. ANOVA. Font: Elaboració pròpia**

	Clúster		Error		F	Sig.
	Media cuadrática	gl	Media cuadrática	gl		
RES	2,874	4	,250	10	11,483	,001
AxC	2,474	4	,410	10	6,028	,010
SP11_15	1,636	4	,745	10	2,195	,143
SP16_18	1,853	4	,659	10	2,814	,084
SP07_10	1,610	4	,756	10	2,130	,151
DED	2,103	4	,559	10	3,766	,041
HD18	,399	4	,272	10	1,467	,283

Las pruebas F sólo se deben utilizar con fines descriptivos porque los clústeres se han elegido para maximizar las diferencias entre los casos de distintos clústeres. Los niveles de significación observados no están corregidos para esto y, por lo tanto, no se pueden interpretar como pruebas de la hipótesis de que los medias de clúster son iguales.

El resultat aconseguit ens proporciona la solució amb cinc clústers diferents:

Primerament el clúster 1, format per Mèxic, presenta els resultats més baixos en les proves PISA, la quantitat d'alumnes per classe correspon a una de les més altes entre tots els conjunts, és el país on els alumnes cursen més hores de classe al dia, els salaris del professorat han passat de ser dels més baixos als més elevats des de 2007 a 2018 i la despesa en educació no és de les més destacades.

El segon conjunt el formen Turquia, els EE.UU. i Luxemburg. Mostra els segons pitjors resultats, la quantitat d'alumnes per classe és lleugerament inferior a la mitjana, els alumnes d'aquest conjunt són els tercers en cursar més hores al dia, els sous van incrementar els primers anys després de la crisi econòmica però en els últims anys han disminuït de forma notable, pel que fa a la despesa en educació destaca per no destinar una gran quantitat de recursos.

El tercer conglomerat, compost per Grècia, Itàlia i Espanya, mostra un rendiment intermedi pel que fa als informes PISA, la quantitat d'alumnes per classe és força baixa, destinen moltes hores al dia a les classes, els salaris han disminuït després de la crisi econòmica mostrant els salaris més baixos els últims anys i la despesa és la més baixa de tots els conjunts.

Corea i Japó conformen el quart conjunt, el qual presenta els rendiments més alts en les proves PISA de tots els clústers, mostren la major quantitat d'alumnes per classe, els alumnes tenen la menor quantitat d'hores lectives al dia, els salaris s'han mantingut amb el pas dels anys i la despesa en educació és la segona més alta en comparació als altres conjunts.

L'últim clúster, constituït per el Regne Unit, França, Alemanya, Islàndia, Austràlia i Finlàndia, té els segons resultats més alts dels exàmens PISA, la mida de les aules és força reduïda, és el segon conjunt amb menys hores lectives diàries, els salaris tot i disminuir s'han mantingut força constants i la despesa en educació és la més alta.

Per acabar, hem de contemplar el fet que les variables que creen més diferències entre els països han estat els resultats de les proves PISA, seguit dels alumnes per classe i la despesa en educació. En canvi les hores diàries i el salari del professorat no han tingut una gran significació.

#### **4. DISCUSSIÓ DELS RESULTATS**

Un cop hem observat tots els resultats obtinguts, els avaluarem conforme l'objectiu inicial per tal d'arribar a conclusions sòlides.

D'entrada, a partir dels models de regressió que es van plantejar i degut als resultats no satisfactoris que es van aconseguir, hem pogut determinar que no podem explicar la puntuació assolida a les proves PISA a partir de la quantitat d'alumnes per classe, les hores lectives diàries, els salaris del professorat i la despesa destinada a educació.

Seguidament si considerem els dos escenaris que ens mostren els resultats obtinguts pels anàlisis multivariants de les dades més antigues i actuals, notem que amb el pas dels anys no hi ha hagut grans canvis pel que fa als diferents conjunts de països. Els resultats de les dades antigues ens mostren quatre conjunts diferents. Els dos primers clústers estan formats per dos països (Mèxic i Turquia) que mostren unes característiques clarament diferents a les de la resta sobretot pel que fa a la inferioritat dels resultats obtinguts a les proves PISA. El tercer i el quart conjunt per altra banda, són més propers tot i que els alts rendiments acadèmics del quart grup (Austràlia, Corea, Japó i Finlàndia) el diferencien del tercer (Grècia, Itàlia, els EE.UU., Espanya, Luxemburg, el Regne Unit, França, Alemanya i Islàndia) que es troba amb unes puntuacions properes a la mitjana. Altrament, amb els resultats de les dades actuals, hem aconseguit dividir el gran grup que es formava pels països que tenien els valors més propers a la mitjana de les diferents variables i per tant crear conjunts més distintius. El primer clúster segueix estant format per un únic país (Mèxic), ja que les seves característiques el segueixen allunyant dels altres països. Corea,



Japó i Finlàndia segueixen obtenint les màximes puntuacions a les proves PISA. Els tres últims conjunts els formen aquells països que antigament havien mostrat valors més propers a la mitjana per a les variables però hi ha hagut variacions, el tercer grup el formen Turquia i Grècia, el quart conjunt el formen Itàlia, Luxemburg i Islàndia i finalment el cinquè clúster representa els EE.UU., Espanya, el Regne Unit, França, Alemanya i Austràlia.

Estudiant els canvis en la classificació dels diferents països a partir dels anàlisis de les dades antigues i les actuals, podem afirmar que aquells estats que obtenien els millors resultats anys enrere ho segueixen aconseguint a l'actualitat i els que mostraven els resultats menys satisfactoris es mantenen en la mateixa posició. Altrament, els països que presenten els rendiments més propers a la mitjana, continuen entorn aquesta però mostren més canvis, a vegades estan per sobre i a vegades per sota. Aquest comportament ja el podíem apreciar en l'anàlisi univariant on els resultats de les diferents proves PISA pels països eren majoritàriament constants en el temps. Pel que fa a les hores lectives diàries veiem com hi ha tres grans grups i a partir d'aquesta variable, juntament amb els resultats de les proves, s'han fet les diferents distincions entre aquells que superen la mitjana, els que es troben entorn a aquesta i els que estan per sota. Els salaris del professorat en les dades antigues no tenien una gran rellevància a l'hora de distingir entre els clústers, ja que les dades que s'analitzaven eren força homogènies entre els estats. Ara bé amb el pas dels anys, tal i com es pot apreciar en la gràfica de l'anàlisi univariant, han anat canviant i han passat a ser un factor distintiu a l'hora de diferenciar els països en l'anàlisi per a les dades actuals. Finalment, les variables dels alumnes per classe i la despesa destinada a educació són força homogènies i oscil·len entre els 24-25 alumnes per classe i el 2% del PIB destinat a educació de mitjana al llarg del temps i tot i que pels alumnes per classe si que hi ha més diferència entre països aquestes quantitats no canvien amb els anys. El comportament d'aquestes dues variables fa que no siguin dos factors determinants per distribuir els països en els diferents conjunts.

Per acabar, gràcies a anàlisi factorial hem pogut analitzar el conjunt de les dades a partir del les noves variables que hem creat gràcies a aquest anàlisi, les quals estan estandarditzades, i mitjançant l'anàlisi de conglomerats hem creat diversos grups de països i hem determinat les característiques més rellevants dels seus sistemes educatius. El resultat aconseguit ens proporciona la solució amb cinc clústers diferents. En primer lloc, obtenim un clúster format per un únic país, Mèxic. El segon conjunt el formen Turquia, els EE.UU. i Luxemburg. En tercer lloc tenim el grup compost per Grècia, Itàlia

i Espanya. Corea i Japó conformen el quart clúster. Finalment, el cinquè conglomerat el constitueixen el Regne Unit, França, Alemanya, Islàndia, Austràlia i Finlàndia. La classificació dels diferents clústers, igual que amb els anàlisis anteriors, es realitza principalment a partir dels resultats de les proves PISA, en aquest cas però, les altres variables determinants són la quantitat d'alumnes per classe i la despesa en educació dels diferents països. La quantitat d'hores lectives diaris obligatòries i el salari del professorat són els factors menys rellevants per a la classificació.

Finalment, en les taules que mostrem a continuació es pot observar un resum de les agrupacions de països que s'han format en els diferents moments del temps i les característiques distintives dels diferents conjunts per a les dades actuals.

	DADES ANTIGUES	DADES ACTUALS	TOTES LES DADES
Resultats PISA més baixos	Mèxic	Mèxic	Mèxic
Resultats PISA mitjans	Turquia	Turquia, <b>Grècia</b>	Turquia, <b>EE.UU., Luxemburg</b>
	Grècia, Itàlia, EE.UU., Espanya, Luxemburg, el Regne Unit, França, Alemanya, Islàndia	Itàlia, Luxemburg, Islàndia	<b>Grècia, Itàlia, Espanya</b>
		EE.UU., Espanya, el Regne Unit, França, Alemanya, <b>Austràlia</b>	França, el Regne Unit, Alemanya, Islàndia, Austràlia, <b>Finlàndia</b>
Resultats PISA més alts	Austràlia, Japó, Corea, Finlàndia	Japó, Corea, Finlàndia	Corea, Japó
Taula 12. Conjunts de països dels anàlisis multivariants en diferents moments del temps. Font: Elaboració pròpia			

Característiques distintives	Grups de països per a les dades actuals
Puntuacions proves PISA més baixes, major quantitat d'hores lectives diàries, salaris més elevats i major quantitat d'alumnes per classe.	Mèxic
Puntuacions proves PISA inferiors a la mitjana, hores lectives diàries inferiors a la mitjana, salaris més baixos i quantitat d'alumnes per classe mitjana.	Turquia, <b>Grècia</b>
Puntuacions proves PISA mitjans, hores lectives mitjanes, salaris mitjans i menor quantitat d'alumnes per classe.	Itàlia, Luxemburg, Islàndia
Puntuacions proves PISA superiors a la mitjana, hores lectives lleugerament superiors a la mitjana, salaris mitjans i quantitat d'alumnes per classe mitjana.	EE.UU., Espanya, el Regne Unit, França, Alemanya, <b>Austràlia</b>
Puntuacions proves PISA més altes, menor quantitat d'hores lectives diàries, salaris inferiors a la mitjana i gran quantitat d'alumnes per classe	Japó, Corea, Finlàndia
Taula 13. Característiques distintives dels grups de països per a les dades actuals. Font: Elaboració pròpia	

## 5. CONCLUSIONS

Per concloure, un cop analitzats els resultats valorarem els objectius de l'estudi i oferirem conclusions a tots aquells aspectes que hem tingut en compte al llarg del treball.

En primer lloc, tal i com s'esmentava en estudis realitzats prèviament, l'economia de l'educació no és una ciència exacta i no hi ha un mètode únic que garanteixi l'èxit. Segons la nostra hipòtesi inicial distingiríem quatre grups diferenciats de forma clara segons si el seu rendiment educatiu era bo o no i en funció de l'eficàcia amb la que utilitzessin els seus recursos destinats a l'àmbit educatiu. Ara bé, no ha estat del tot així, si bé és cert que podem diferenciar els grups en funció del rendiment acadèmic, la distribució dels països pel que fa a l'ús dels recursos no és tant clara ja que la incidència de les diferents variables no permet determinar de forma exacta si la utilització dels recursos és bona o dolenta, depèn tant de les hores lectives diàries obligatòries com dels salaris, els alumnes per classe i la despesa en educació i a més a més, depenent del moment del temps unes variables són més rellevants o menys, com passa amb els salaris, els quals a les dades antigues no eren un tret diferencial entre els països, però en canvi amb les dades actuals si.

Les variables més rellevants a l'hora d'agrupar els països han estat els resultats obtinguts a les diferents proves de matemàtiques, ciències i comprensió lectora del programa PISA, els quals es mantenen per a tots els països al llarg del temps. Els països amb un rendiment més elevat el mantenen igual que aquells estats amb les puntuacions més baixes i els que obtenen resultats propers a la mitjana.

Seguidament, les hores lectives diàries obligatòries varien força entre els conjunts creats i és un tret diferencial entre els països. Un excés d'hores de classe diàries no és adequat per al rendiment dels alumnes i s'ha demostrat que aquell conjunt de països en que la quantitat d'hores diàries és menor, les puntuacions en els tests del programa PISA són les més altes. Pel que fa a aquells països en que es cursen una quantitat d'hores properes al valor de la mitjana els seus resultats varien però en cap cas són insuficients.

Si parlem de la quantitat d'alumnes per classe, veiem que hi ha grans diferències entre els països. Es mostren països amb una gran quantitat d'alumnes que a l'hora aconsegueixen els millors resultats a les proves PISA com són Corea i Japó i hi ha països amb una gran quantitat d'alumnes que en canvi mostren els pitjors resultats com és Mèxic. També trobem països com Finlàndia que té molt bons resultats en les avaluacions del programa PISA amb menys alumnes per classe o Itàlia amb uns resultats lleugerament inferiors a la mitjana però amb poca quantitat d'alumnes per classe. Per tant podem afirmar que tot i ser un factor rellevant per a les escoles i la gestió de les aules, no influeix en el rendiment

de l'alumnat i tal i com es comentava en estudis previs tant els partidaris de reduir la quantitat d'alumnes per classe com els que s'hi oposen tenen proves empíriques que recolzen el seu posicionament.

El que sí que hem pogut observar és el fet que en aquells països en que el salari era el més elevat els resultats no eren els esperats i viceversa, tot i així, no es pot prendre el sou com una variable explicativa del rendiment acadèmic, ja que depèn d'altres factors entre ells la despesa que es destini a l'educació la qual és força similar en tots els països i al llarg del temps.

Així doncs, podem concloure que l'eficiència d'un sistema educatiu no depèn d'uns paradigmes concrets els quals si no es donen porten a un mal resultat, més aviat depenen de les característiques de cada país en concret i de la seva població. Per aquesta raó, el més recomanable a l'hora de dur a terme polítiques que modifiquin el sistema educatiu no és fixar-se únicament amb aquells aspectes que funcionen en altres territoris, cal tenir un coneixement ampli de la població estudiantil pròpia i adequar els sistemes educatius a les seves necessitats.

## BIBLIOGRAFIA

- Alicante, G. (2020). Práctica 5. Análisis Multivariante con SPSS. Reducción de Datos: Análisis de Componentes Principales y Factorial.. Grupo de Petrología Aplicada. Retrieved 14 May 2020, from <https://web.ua.es/es/lpa/docencia/practicas-analisis-exploratorio-de-datos-con-spss/practica-5-analisis-multivariante-con-spss-reduccion-de-datos-analisis-de-componentes-principales-y-factorial.html>
- ARMONIZAR EL GLOBO EDUCATIVO. (2020). Retrieved 25 November 2019, from <https://orbilu.uni.lu/bitstream/10993/3975/1/ARMONIZAR%20EL%20GLOBO%20EDUCATIVO.pdf>
- Carnoy, M., Miller, L., & Luschei, t. (2006). *Economía de la educación*. Barcelona: Universitat Oberta de Catalunya.
- Dados Abertos - INEP. (2020). Retrieved 7 April 2020, from <http://inep.gov.br/dados>
- ECONOMÍA DE LA EDUCACIÓN: UNA DISCIPLINA PEDAGÓGICA EN PLENO DESARROLLO. (2020). Retrieved 25 November 2019, from [https://gredos.usal.es/bitstream/handle/10366/71891/Economia\\_de\\_la\\_Educacion\\_una\\_disciplina\\_.pdf;jsessionid=946E34B84FDAFEAE97D48A4CF4706605?sequence=1](https://gredos.usal.es/bitstream/handle/10366/71891/Economia_de_la_Educacion_una_disciplina_.pdf;jsessionid=946E34B84FDAFEAE97D48A4CF4706605?sequence=1)
- Educación 2030. (2020). Retrieved 28 February 2020, from [https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000245656\\_spa](https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000245656_spa)
- Education at a Glance 2019 - Data and Methodology - OECD. (2020). Retrieved 17 February 2020, from <http://www.oecd.org/education/education-at-a-glance/educationataglance2019-dataandmethodology.htm>
- Education GPS - OECD. (2020). Retrieved 12 February 2020, from <http://gpseducation.oecd.org/Home>
- Education - OECD Data. (2020). Retrieved 10 December 2019, from <https://data.oecd.org/education.htm>
- El programa PISA de la OCDE. (2020). Retrieved 29 February 2020, from <https://www.oecd.org/pisa/39730818.pdf>
- Grao, J., & Ipiña, A. (1996). *Economía de la educación*. Vitoria: Servicio Central de Publicaciones del Gobierno Vasco.
- Inequality in education: the challenge of measurement. (2020). Retrieved 25 November 2019, from <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000245937>

- International student assessment (PISA) - Reading performance (PISA) - OECD Data. (2020). Retrieved 10 February 2020, from <https://data.oecd.org/pisa/reading-performance-pisa.htm>
- Investigaciones de Economía de la Educación | AEDE – Asociación de Economía de la Educación. (2020). Retrieved 28 February 2020, from <https://www.economicsofeducation.com/publicaciones/iee/>
- OECD iLibrary | Education at a glance. (2020). Retrieved 12 February 2020, from [https://www.oecd-ilibrary.org/education/data/education-at-a-glance\\_eag-data-en](https://www.oecd-ilibrary.org/education/data/education-at-a-glance_eag-data-en)
- OECD iLibrary | Education Indicators in Focus. (2020). Retrieved 20 November 2019, from [https://www.oecd-ilibrary.org/education/education-indicators-in-focus\\_22267077](https://www.oecd-ilibrary.org/education/education-indicators-in-focus_22267077)
- OECD Statistics. (2020). Retrieved 12 February 2020, from <https://stats.oecd.org/>
- Oroval i Planas, E. (1996). *Economía de la educación* (1st ed.). Barcelona: Ariel.
- PISA - PISA. (2020). Retrieved 20 November 2019, from <https://www.oecd.org/pisa/>
- Práctica 8 | Estadística. (2020). Retrieved 13 May 2020, from <http://wpd.ugr.es/~bioestad/guia-spss/practica-8/>
- Replantear la educación: ¿Hacia un bien común mundial?. (2020). Retrieved 28 February 2020, from <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000232697>
- Statutory curriculum | Department of Education. (2020). Retrieved 7 April 2020, from <https://www.education-ni.gov.uk/articles/statutory-curriculum>
- UIS Statistics. (2020). Retrieved 12 February 2020, from <http://data.uis.unesco.org/>
- World Inequality Database on Education. (2020). Retrieved 12 November 2019, from <https://www.education-inequalities.org/indicators>

## ANNEXOS

### Annex I

<b>RESULTATS MATEMÀTIQUES PROVES PISA</b>						
	<b>2003</b>	<b>2006</b>	<b>2009</b>	<b>2012</b>	<b>2015</b>	<b>2018</b>
Brasil	356	370	386	389	377	384
Mexic	385	406	419	413	408	409
Chile	----	411	421	423	423	417
Turquia	423	424	445	448	420	454
Grecia	445	459	466	453	454	451
Italia	466	462	483	485	490	487
EE.UU.	483	474	487	481	470	478
Russia	468	476	468	482	494	488
Espanya	485	480	483	484	486	481
Luxemburg	493	490	489	490	486	483
Mitjana OCDE	-----	494	495	494	490	489
UK	----	495	492	494	492	502
França	511	496	497	495	493	495
Alemanya	503	504	513	514	506	500
Islandia	515	506	507	493	488	495
Australia	524	520	514	504	494	491
Japó	534	523	529	536	532	527
Korea	542	547	546	554	524	526
Finlandia	544	548	541	519	511	507

<b>RESULTATS CIÈNCIES PROVES PISA</b>					
	<b>2006</b>	<b>2009</b>	<b>2012</b>	<b>2015</b>	<b>2018</b>
Brasil	390	405	402	401	404
Mexic	410	416	415	416	419
Turquia	424	454	463	425	468
Chile	438	447	445	447	444
Grecia	473	470	467	455	452
Italia	475	489	494	481	468
Russia	478	486	487	---	478
Luxemburg	486	484	491	483	477
Espanya	488	488	496	493	483
EE.UU.	489	502	497	496	502
Islandia	491	496	478	473	475
França	495	498	499	495	493
Mitjana OCDE	498	501	501	493	489
UK	515	514	514	509	505
Alemanya	516	520	524	509	503
Korea	522	538	538	516	519
Australia	527	527	521	510	503
Japó	531	539	547	538	529
Finlandia	563	554	545	531	522

RESULTATS LECTURA PROVES PISA							
	2000	2003	2006	2009	2012	2015	2018
Brasil	396	403	393	412	407	407	413
Mexic	422	400	410	425	424	423	420
Chile	410	----	442	449	441	459	452
Russia	462	442	440	459	475	495	479
Turquia	---	441	447	464	475	428	466
Grecia	474	472	460	483	477	467	457
Islandia	507	492	484	500	483	482	474
Espanya	493	481	461	481	488	496	---
Luxemburg	---	479	479	472	488	481	470
Italia	487	476	469	486	490	485	476
Mitjana OCDE	----	---	----	-----	496	493	487
EE.UU.	504	495	---	500	498	497	505
UK	---	---	495	494	499	498	504
França	505	496	488	496	505	499	493
Alemanya	484	491	495	497	508	509	498
Australia	528	525	513	515	512	503	503
Finlandia	546	543	547	536	524	526	520
Korea	525	534	556	539	536	517	514
Japó	522	498	498	520	538	516	504

ALUMNES PER CLASSE A SECUNDARIA									
	2005	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017
Russia	18,8	18,2	18,2	18,3	18,4	18,8	19	19,4	19,5
Anglaterra (UK)	22,1	19,4	19,5	19,3	19,5	19,1	19	19,6	23,1
Luxemburg	19,5	19,4	19,7	19,3	18,7	18,6	18,8	19	19,1
Islandia	19,7	19,8	19,9	20	19,8	19,9	20,4	20	19,8
Finlandia	20,3	20,3	20,3	20,3	19,7	19,7	19,7	19,7	19,1
Italia	20,9	21,3	21,6	21,7	21,6	21,4	21,2	21,1	21
Grecia	24,5	22,1	21,7	21,9	22	21,4	20,7	20,4	20,9
Australia	24,9	23,7	23,5	23,6	23,7	23,8	22,9	22,2	22,2
Alemanya	24,7	24,7	24,6	24,5	24,3	24	24,1	24	23,9
Espanya	24,7	24,3	24,3	24,5	25,4	25,4	25,6	25,6	25,4
França	24,2	24,5	24,7	25,1	25,3	25,3	25,3	25,1	25,2
EE.UU.	25,7	23,2	23,2	26,7	26,7	26,7	26,7	25,7	25,7
Mexic	29,7	27,6	27,1	26,9	27,2	27,6	28	28,4	27,7
Brasil	31,9	29	28,7	28,2	27,7	27,3	27	27	27
Turquia	28,3	28,3	28,3	28,3	28,1	27,7	24,6	24,9	25,2
Chile	33,7	32,1	31,5	31	31,1	30,9	30,5	30,2	30,1
Japó	33,5	32,9	32,7	32,7	32,6	32,5	32,4	32,3	32,2
Korea	35,7	34,7	34	33,4	32,8	31,6	30	28,4	27,4



<b>HORES LECTIVES OBLIGATORIES</b>	
	<b>2018/2019</b>
Anglaterra (UK)	893
Brasil	920
Finlandia	808
Japó	893
Korea	842
Russia	803
Turquia	843
Grecia	791
Alemanya	905
Islandia	839
Italia	990
Australia	1000
Luxemburg	845
EE.UU.	1020
Chile	1052
Mexic	1167
França	946
Espanya	1054

<b>DURADA DE L'ANY ESCOLAR (DIES)</b>	
	<b>2018/2019</b>
Anglaterra (UK)	190
Brasil	200
Finlandia	188
Japó	201
Korea	190
Russia	175
Turquia	180
Grecia	166
Alemanya	188
Islandia	170
Italia	200
Australia	200
Luxemburg	169
EE.UU.	180
Chile	182
Mexic	200
França	162
Espanya	175

<b>HORES OBLIGATORIES PER DIA</b>	
	<b>2018/2019</b>
Finlandia	4,29787234
Japó	4,4278607
Korea	4,43157895
Russia	4,58857143
Brasil	4,6
Turquia	4,68333333
Anglaterra (UK)	4,7
Grecia	4,76506024
Alemanya	4,81382979
Islandia	4,93529412
Italia	4,95
Australia	5
Luxemburg	5
EE.UU.	5,66666667
Chile	5,78021978
Mexic	5,835
França	5,83950617
Espanya	6,02285714

INDEX DELS SALARIS ESTATUTARIS DEL PROFESSORAT AMB 15 ANYS D'EXPERIÈNCIA														
	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
Grecia	100,00	101,22	96,57	97,61	99,92	101,14	86,29	77,76	74,46	70,42	71,90	72,76	72,47	71,35
Japó	100,00	100,47	96,48	93,37	93,89	93,12	92,63	93,42	93,94	93,15	93,51	92,90	90,81	88,32
Anglaterra (UK)	100,00	94,00	94,00	93,00	93,00	94,00	94,00	91,00	89,00	88,00	88,00	89,00	90,00	90,00
Italia	100,00	98,79	97,48	97,41	99,43	99,89	98,48	95,79	93,96	93,31	93,23	93,21	92,48	93,48
Espanya	100,00	100,72	99,29	102,92	106,13	105,98	100,37	94,93	92,46	91,71	92,70	93,90	94,30	94,11
França	100,00	99,97	98,54	96,96	97,10	98,00	97,10	95,55	94,55	94,16	94,18	94,33	96,31	98,93
Finlandia	100,00	102,93	103,42	105,34	105,15	106,94	105,74	104,34	103,06	101,66	101,13	101,10	100,33	99,25
Turquia	100,00	95,28	99,21	101,68	106,70	114,17	112,22	112,81	116,37	123,32	124,56	97,43	110,85	101,96
Korea	100,00	100,97	100,56	98,84	95,47	93,09	95,07	95,67	96,90	97,64	102,01	104,05	106,08	107,30
Luxemburg	100,00	99,78	99,90	107,35	114,07	111,53	109,19	111,98	112,80	115,57	115,79	115,57	113,85	114,14
EE.UU.	100,00	101,02	101,02	106,77	106,69	106,87	106,82	109,91	109,97	110,13	109,92	108,34	112,10	115,91
Islandia	100,00	105,27	98,87	100,96	98,75	91,46	89,11	86,35	85,68	92,00	96,00	102,64	114,09	116,13
Alemanya	100,00	98,96	103,68	103,38	103,52	106,47	107,80	107,92	108,48	110,22	115,14	117,14	118,43	118,86
Australia	100,00	98,49	100,41	103,73	102,63	104,51	107,21	107,44	111,21	111,55	113,73	116,00	117,13	119,81
Mexic	100,00	101,13	102,20	102,54	102,39	103,63	107,13	109,33	109,49	112,80	112,79	122,69	134,09	148,02
Chile	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---
Russia	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---
Brasil	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

DESPESA EN EDUCACIÓ				
	2012	2013	2014	2015
Japó	1,588	1,537	1,564	1,532
Grecia	1,669	1,631	1,558	1,532
Espanya	1,769	1,725	1,692	1,731
Mexic	1,846	1,908	1,939	1,954
Luxemburg	1,86	1,712	1,744	1,65
Italia	1,876	1,896	1,888	1,881
Chile	1,897	1,703	1,62	1,653
EE.UU.	1,922	1,872	1,846	1,847
Turquia	2,004	1,985	1,96	1,989
Australia	2,078	2,065	2,046	1,993
Alemanya	2,248	2,224	2,203	2,15
Islandia	2,29	2,242	2,272	2,258
Brasil	2,518	2,533	2,449	2,485
Korea	2,528	2,432	2,326	2,308
França	2,597	2,579	2,578	2,542
Finlandia	2,613	2,588	2,571	2,561
Anglaterra (UK)	2,65	2,831	2,728	2,372
Russia	---	---	---	---

### Estadísticos descriptivos 1

	N	Media	Desv. Desviación
RM06	15	488,93	40,188
RM09	15	494,07	34,024
RM12	15	490,87	34,916
RM15	15	483,60	34,213
RM18	15	485,73	30,044
RL09	15	493,87	28,648
RL12	15	496,33	27,979
RL15	15	488,47	29,830
RL18	15	486,67	26,215
RC06	15	493,67	39,478
RC09	15	499,27	35,672
RC12	15	499,27	35,044
RC15	15	488,67	35,022
RC18	15	487,87	29,191
AxC05	15	25,227	4,8268
AxC10	15	24,413	4,6957
AxC11	15	24,340	4,5054
AxC12	15	24,547	4,4657
AxC13	15	24,493	4,4733
AxC14	15	24,313	4,3765
AxC15	15	23,960	4,1220
AxC16	15	23,760	3,9431
AxC17	15	23,860	3,6670
HD18	15	5,0253	,55537

### Estadísticos descriptivos 2

	N	Media	Desv. Desviación
SP06	15	99,9344	2,7369
SP07	15	99,4426	2,6463
SP08	15	100,7905	4,4638
SP09	15	101,6562	5,6861
SP10	15	102,0529	7,0006
SP11	15	100,6099	8,0308
SP12	15	99,6132	10,4022
SP13	15	99,4876	11,8681
SP14	15	100,3767	13,56124
SP15	15	101,6394	13,6840
SP16	15	101,4040	13,1119
SP17	15	104,2212	15,2703
SP18	15	105,1732	18,0474
DED12	15	2,10253	,361041
DED13	15	2,08180	,388748
DED14	15	2,06100	,372762
DED15	15	2,02000	,337804

## Annex II

Modelo 1: MCO, usando las observaciones 1-18 (n = 15)  
 Se han quitado las observaciones ausentes o incompletas: 3  
 Variable dependiente: RESMAT2018

	<i>Coeficiente</i>	<i>Desv. Típica</i>	<i>Estadístico t</i>	<i>valor p</i>	
const	536.410	95.1291	5.639	0.0002	***
PROMALMCLAS S2017	1.84429	2.01954	0.9132	0.3826	
RATHORES DIA2 0182019	-21.1559	14.1073	-1.500	0.1646	
INDSAL2018	-0.507009	0.436853	-1.161	0.2728	
DESPEDU2015	32.1568	22.3598	1.438	0.1809	
Media de la vble. dep.	485.7333	D.T. de la vble. dep.		30.04394	
Suma de cuad. residuos	7158.833	D.T. de la regresión		26.75600	
R-cuadrado	0.433499	R-cuadrado corregido		0.206899	
F(4, 10)	1.913056	Valor p (de F)		0.184807	
Log-verosimilitud	-67.54447	Criterio de Akaike		145.0889	
Criterio de Schwarz	148.6292	Crit. de Hannan-Quinn		145.0512	

Modelo 1: MCO, usando las observaciones 1-18 (n = 15)  
 Se han quitado las observaciones ausentes o incompletas: 3  
 Variable dependiente: RESCIENC2018

	<i>Coeficiente</i>	<i>Desv. Típica</i>	<i>Estadístico t</i>	<i>valor p</i>	
const	503.648	92.9522	5.418	0.0003	***
PROMALMCLAS S2017	2.64195	1.97332	1.339	0.2103	
RATHORES DIA2 0182019	-20.2912	13.7845	-1.472	0.1718	
INDSAL2018	-0.405023	0.426856	-0.9489	0.3651	
DESPEDU2015	32.5488	21.8481	1.490	0.1671	
Media de la vble. dep.	487.8667	D.T. de la vble. dep.		29.19116	
Suma de cuad. residuos	6834.940	D.T. de la regresión		26.14372	
R-cuadrado	0.427067	R-cuadrado corregido		0.197894	
F(4, 10)	1.863511	Valor p (de F)		0.193555	
Log-verosimilitud	-67.19722	Criterio de Akaike		144.3944	
Criterio de Schwarz	147.9347	Crit. de Hannan-Quinn		144.3567	

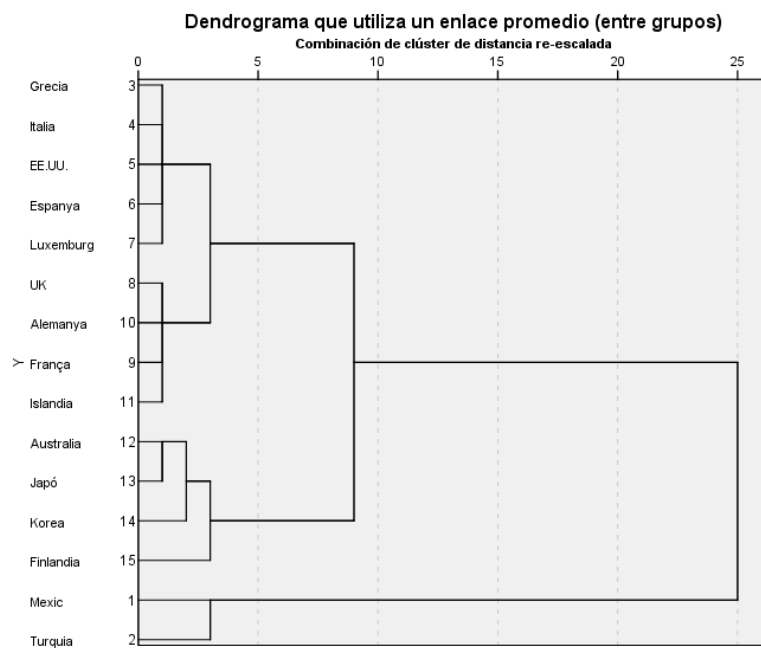
Modelo 1: MCO, usando las observaciones 1-18 (n = 15)  
 Se han quitado las observaciones ausentes o incompletas: 3  
 Variable dependiente: RESLECT2018

	<i>Coeficiente</i>	<i>Desv. Típica</i>	<i>Estadístico t</i>	<i>valor p</i>	
const	482.325	87.9142	5.486	0.0003	***
PROMALMCLAS S2017	1.46590	1.86637	0.7854	0.4504	
RATHORES DIA2 0182019	-9.35584	13.0374	-0.7176	0.4894	
INDSAL2018	-0.517403	0.403721	-1.282	0.2289	
DESPEDU2015	35.0485	20.6639	1.696	0.1207	
Media de la vble. dep.	486.6667	D.T. de la vble. dep.		26.21523	
Suma de cuad. residuos	6114.113	D.T. de la regresión		24.72673	
R-cuadrado	0.364525	R-cuadrado corregido		0.110336	
F(4, 10)	1.434068	Valor p (de F)		0.292512	
Log-verosimilitud	-66.36136	Criterio de Akaike		142.7227	
Criterio de Schwarz	146.2630	Crit. de Hannan-Quinn		142.6850	

### Annex III

#### Enlace promedio (entre grupos)

Historial de conglomeración						
Etapa	Clúster combinado		Coeficientes	Primera aparición del clúster de etapa		Etapa siguiente
	Clúster 1	Clúster 2		Clúster 1	Clúster 2	
1	3	4	40,940	0	0	7
2	8	10	122,535	0	0	6
3	12	13	128,445	0	0	9
4	9	11	181,244	0	0	6
5	6	7	213,972	0	0	8
6	8	9	630,900	2	4	10
7	3	5	668,842	1	0	8
8	3	6	846,763	7	5	10
9	12	14	1238,646	3	0	12
10	3	8	1826,138	8	6	13
11	1	2	2078,553	0	0	14
12	12	15	2193,678	9	0	13
13	3	12	6943,857	10	12	14
14	1	3	20696,057	11	13	0



## Enlace de Ward

Historial de conglomeración						
Etapa	Clúster combinado		Coeficientes	Primera aparición del clúster de etapa		Etapa siguiente
	Clúster 1	Clúster 2		Clúster 1	Clúster 2	
1	3	4	20,470	0	0	6
2	8	10	81,738	0	0	7
3	12	13	145,960	0	0	9
4	9	11	236,583	0	0	7
5	6	7	343,569	0	0	8
6	3	5	782,640	1	0	8
7	8	9	1337,595	2	4	12
8	3	6	2105,702	6	5	12
9	12	14	2910,058	3	0	11
10	1	2	3949,335	0	0	14
11	12	15	5377,449	9	0	13
12	3	8	8449,671	8	7	13
13	3	12	24515,349	12	11	14
14	1	3	56357,664	10	13	0

## Annex IV

### 4 clústers

#### Centros de clústeres iniciales

	Clúster			
	1	2	3	4
RM06	406	424	459	548
RC06	410	424	473	563
RL09	425	464	483	536
AxC05	29,7	28,3	24,5	20,3
HD18	5,84	4,68	4,77	4,30
SP06	101,13	95,28	101,22	102,93
DED12	1,846	2,004	1,669	2,613

#### Historial de iteraciones<sup>a</sup>

Iteración	Cambiar en centros de clústeres			
	1	2	3	4
1	,000	,000	33,086	32,727
2	,000	,000	,000	,000

a. Convergencia conseguida debido a que no hay ningún cambio en los centros de clústeres o un cambio pequeño. El cambio de la coordenada máxima absoluta para cualquier centro es ,000. La iteración actual es 2. La distancia mínimo entre los centros iniciales es 45,591.

#### Distancias entre centros de clústeres finales

Clúster	1	2	3	4
1		45,591	131,306	206,966
2	45,591		95,292	169,588
3	131,306	95,292		76,168
4	206,966	169,588	76,168	

#### Número de casos en cada clúster

Clúster	1	1,000
	2	1,000
	3	9,000
	4	4,000
Válidos		15,000
Perdidos		,000

## 5 clústers

### Centros de clústeres iniciales

	Clúster				
	1	2	3	4	5
RM06	406	424	459	548	547
RC06	410	424	473	563	522
RL09	425	464	483	536	539
AxC05	29,7	28,3	24,5	20,3	35,7
HD18	5,84	4,68	4,77	4,30	4,43
SP06	101,13	95,28	101,22	102,93	100,97
DED12	1,846	2,004	1,669	2,613	2,528

### Historial de iteraciones<sup>a</sup>

Iteración	Cambiar en centros de clústeres				
	1	2	3	4	5
1	,000	,000	29,343	,000	32,336
2	,000	,000	,000	,000	,000

- a. Convergencia conseguida debido a que no hay ningún cambio en los centros de clústeres o un cambio pequeño. El cambio de la coordenada máxima absoluta para cualquier centro es ,000. La iteración actual es 2. La distancia mínimo entre los centros iniciales es 43,955.

### Clúster de pertenencia

Número del caso	PAIS	Clúster	Distancia
1	Mexic	1	,000
2	Turquia	2	,000
3	Grecia	3	29,343
4	Italia	3	25,309
5	EE.UU.	3	14,428
6	Espanya	3	8,820
7	Luxemburg	3	18,994
8	UK	3	29,823
9	França	3	16,235
10	Alemanya	5	30,007
11	Islandia	3	26,477
12	Australia	5	7,313
13	Japó	5	8,345
14	Korea	5	32,336
15	Finlandia	4	,000



### Centros de clústeres finales

	Clúster				
	1	2	3	4	5
RM06	406	424	483	548	524
RC06	410	424	489	563	524
RL09	425	464	489	536	518
AxC05	29,7	28,3	22,7	20,3	29,7
HD18	5,84	4,68	5,24	4,30	4,67
SP06	101,13	95,28	100,12	102,93	99,72
DED12	1,846	2,004	2,079	2,613	2,111

### Distancias entre centros de clústeres finales

Clúster	1	2	3	4	5
1		45,591	127,587	236,619	188,171
2	45,591		91,417	200,010	151,033
3	127,587	91,417		109,349	61,336
4	236,619	200,010	109,349		50,531
5	188,171	151,033	61,336	50,531	

### ANOVA

	Clúster		Error		F	Sig.
	Media cuadrática	gl	Media cuadrática	gl		
RM06	4917,108	4	294,250	10	16,711	,000
RC06	5128,833	4	130,400	10	39,332	,000
RL09	2470,246	4	160,875	10	15,355	,000
AxC05	46,593	4	13,980	10	3,333	,056
HD18	,544	4	,214	10	2,542	,106
SP06	8,129	4	7,284	10	1,116	,402
DED12	,085	4	,148	10	,574	,688

Las pruebas F sólo se deben utilizar con fines descriptivos porque los clústeres se han elegido para maximizar las diferencias entre los casos de distintos clústeres. Los niveles de significación observados no están corregidos para esto y, por lo tanto, no se pueden interpretar como pruebas de la hipótesis de que los medios de clúster son iguales.

### Número de casos en cada clúster

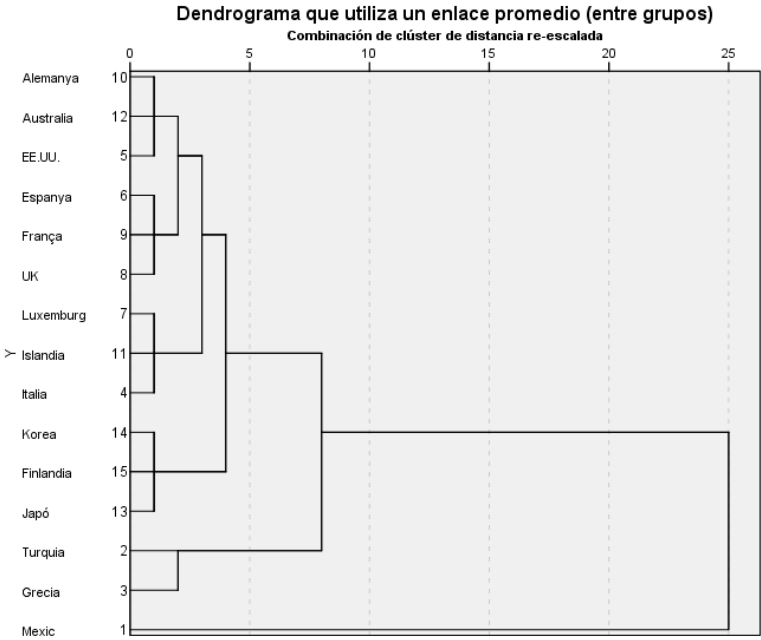
Clúster	1	1,000
	2	1,000
	3	8,000
	4	1,000
	5	4,000
Válidos		15,000
Perdidos		,000

# Annex V

## Enlace promedio (entre grupos)

### Historial de conglomeración

Etapa	Clúster combinado		Coeficientes	Primera aparición del clúster de etapa		Etapa siguiente
	Clúster 1	Clúster 2		Clúster 1	Clúster 2	
1	10	12	109,853	0	0	4
2	7	11	168,823	0	0	6
3	6	9	328,963	0	0	7
4	5	10	374,352	0	1	9
5	14	15	539,773	0	0	8
6	4	7	597,553	0	2	11
7	6	8	706,409	3	0	9
8	13	14	791,017	0	5	12
9	5	6	966,946	4	7	11
10	2	3	1301,679	0	0	13
11	4	5	1813,719	6	9	12
12	4	13	3354,947	11	8	13
13	2	4	6331,856	10	12	14
14	1	2	20917,068	0	13	0



## Enlace de Ward

### Historial de conglomeración

Etapa	Clúster combinado		Coeficientes	Primera aparición del clúster de etapa		Etapa siguiente
	Clúster 1	Clúster 2		Clúster 1	Clúster 2	
1	10	12	54,927	0	0	4
2	7	11	139,338	0	0	6
3	6	9	303,820	0	0	7
4	5	10	535,079	0	1	10
5	14	15	804,965	0	0	8
6	4	7	1175,197	0	2	11
7	6	8	1591,309	3	0	10
8	13	14	2028,692	0	5	12
9	2	3	2679,531	0	0	11
10	5	6	3696,561	4	7	12
11	2	4	6172,742	9	6	13
12	5	13	9568,622	10	8	14
13	1	2	19063,540	0	11	14
14	1	5	38941,619	13	12	0

## Annex VI

### 4 clústers

#### Centros de clústeres iniciales

	Clúster			
	1	2	3	4
RM18	409	483	451	527
RC18	419	477	452	529
RL18	420	470	457	504
AxC17	27,7	19,1	20,9	32,2
HD18	5,84	5,00	4,77	4,43
SP18	148,02	114,14	71,35	88,32
DED15	1,954	1,650	1,532	1,532

### Historial de iteraciones<sup>a</sup>

Iteración	Cambiar en centros de clústeres			
	1	2	3	4
1	,000	20,343	,000	19,696
2	,000	5,222	18,039	,000
3	,000	,000	,000	,000

a. Convergencia conseguida debido a que no hay ningún cambio en los centros de clústeres o un cambio pequeño. El cambio de la coordenada máxima absoluta para cualquier centro es ,000. La iteración actual es 3. La distancia mínimo entre los centros iniciales es 60,434.

### Clúster de pertenencia

Número del caso	PAIS	Clúster	Distancia
1	Mexic	1	,000
2	Turquia	3	18,039
3	Grecia	3	18,039
4	Italia	2	28,700
5	EE.UU.	2	24,763
6	Espanya	2	18,862
7	Luxemburg	2	23,885
8	UK	4	21,397
9	França	2	13,544
10	Alemanya	2	22,939
11	Islandia	2	22,484
12	Australia	2	23,123
13	Japó	4	19,696
14	Korea	4	15,786
15	Finlandia	4	14,925

### Centros de clústeres finales

	Clúster			
	1	2	3	4
RM18	409	489	453	516
RC18	419	488	460	519
RL18	420	489	462	511
AxC17	27,7	22,8	23,0	25,5
HD18	5,84	5,28	4,72	4,47
SP18	148,02	108,92	86,66	96,22
DED15	1,954	2,007	1,761	2,193

### Distancias entre centros de clústeres finales

Clúster	1	2	3	4
1		132,239	95,310	179,369
2	132,239		58,063	47,713
3	95,310	58,063		99,594
4	179,369	47,713	99,594	

### ANOVA

	Clúster		Error		F	Sig.
	Media cuadrática	gl	Media cuadrática	gl		
RM18	3904,644	3	83,909	11	46,534	,000
RC18	3370,328	3	165,341	11	20,384	,000
RL18	2680,653	3	143,580	11	18,670	,000
AxC17	11,791	3	13,899	11	,848	,496
HD18	,871	3	,155	11	5,623	,014
SP18	984,966	3	145,868	11	6,752	,008
DED15	,087	3	,122	11	,715	,564

Las pruebas F sólo se deben utilizar con fines descriptivos porque los clústeres se han elegido para maximizar las diferencias entre los casos de distintos clústeres. Los niveles de significación observados no están corregidos para esto y, por lo tanto, no se pueden interpretar como pruebas de la hipótesis de que los medias de clúster son iguales.

### Número de casos en cada clúster

Clúster	1	1,000
	2	8,000
	3	2,000
	4	4,000
Válidos		15,000
Perdidos		,000

## 5 clústers

### Centros de clústeres iniciales

	Clúster				
	1	2	3	4	5
RM18	409	527	451	495	478
RC18	419	529	452	475	502
RL18	420	504	457	474	505
AxC17	27,7	32,2	20,9	19,8	25,7
HD18	5,84	4,43	4,77	4,94	5,67
SP18	148,02	88,32	71,35	116,13	115,91
DED15	1,954	1,532	1,532	2,258	1,847

### Historial de iteraciones<sup>a</sup>

Iteración	Cambiar en centros de clústeres				
	1	2	3	4	5
1	,000	17,076	18,039	10,736	17,606
2	,000	,000	,000	,000	,000

- a. Convergencia conseguida debido a que no hay ningún cambio en los centros de clústeres o un cambio pequeño. El cambio de la coordenada máxima absoluta para cualquier centro es ,000. La iteración actual es 2. La distancia mínimo entre los centros iniciales es 44,884.

### Distancias entre centros de clústeres finales

Clúster	1	2	3	4	5
1		185,124	95,310	117,300	145,421
2	185,124		106,448	71,988	41,206
3	95,310	106,448		45,426	69,339
4	117,300	71,988	45,426		36,718
5	145,421	41,206	69,339	36,718	

### Número de casos en cada clúster

Clúster	1	1,000
	2	3,000
	3	2,000
	4	3,000
	5	6,000
Válidos		15,000
Perdidos		,000

## Annex VII

Primerament realitzem l'anàlisi de les variables corresponents als resultats obtinguts en les diferents proves avaluades al programa PISA, el qual ens proporciona els resultats següents:

**Matriz de correlaciones**

		RM06	RM09	RM12	RM15	RM18	RL09	RL12	RL15	RL18	RC06	RC09	RC12	RC15	RC18
Correlación	RM06	1,000	,985	,939	,923	,904	,931	,892	,923	,843	,953	,950	,906	,906	,869
	RM09	,985	1,000	,970	,944	,938	,955	,931	,931	,862	,939	,967	,934	,914	,894
	RM12	,939	,970	1,000	,960	,971	,909	,952	,907	,859	,877	,935	,944	,909	,909
	RM15	,923	,944	,960	1,000	,958	,859	,906	,950	,822	,907	,920	,926	,947	,858
	RM18	,904	,938	,971	,958	1,000	,888	,943	,896	,875	,867	,927	,936	,908	,917
	RL09	,931	,955	,909	,859	,888	1,000	,938	,889	,892	,907	,958	,912	,868	,896
	RL12	,892	,931	,952	,906	,943	,938	1,000	,896	,914	,882	,952	,973	,914	,957
	RL15	,923	,931	,907	,950	,896	,889	,896	1,000	,907	,958	,949	,934	,978	,890
	RL18	,843	,862	,859	,822	,875	,892	,914	,907	1,000	,881	,933	,934	,910	,960
	RC06	,953	,939	,877	,907	,867	,907	,882	,958	,881	1,000	,972	,936	,958	,889
	RC09	,950	,967	,935	,920	,927	,958	,952	,949	,933	,972	1,000	,978	,957	,952
	RC12	,906	,934	,944	,926	,936	,912	,973	,934	,934	,936	,978	1,000	,962	,965
	RC15	,906	,914	,909	,947	,908	,868	,914	,978	,910	,958	,957	,962	1,000	,930
	RC18	,869	,894	,909	,858	,917	,896	,957	,890	,960	,889	,952	,965	,930	1,000

**Prueba de KMO y Bartlett**

Medida Kaiser-Meyer-Olkin de adecuación de muestreo		,574
Prueba de esfericidad de Bartlett	Aprox. Chi-cuadrado	471,343
	gl	91
	Sig.	,000

Com podem observar en les taules anteriors, es mostra la matriu de correlació entre totes les variables analitzades i el contrast de KMO i el test de significació de de Bartlett. La matriu de correlació ens indica que les variables estudiades estan molt correlacionades, ja que mostren valors propers a 1. Els valors propers a 1 indiquen una alta relació entre variables i com més propers a 0 menys relació. Per altra banda, el contrast de KMO i el test de Bartlett serveixen per determinar si el model factorial és significatiu en el seu conjunt. En el cas de KMO, es considera que el model és adequat si el valor del contrast és superior a 0.5. En el test de Bartlett el model és adient si el valor de la significació és menor a 0.05 i per tant es rebutja la hipòtesis nul·la consistent en que la matriu de correlacions és igual a la matriu identitat, fet que ens indica que no hi ha una relació lineal

entre les variables. En el nostre cas, com podem veure, el model s'accepta ja que és significatiu.

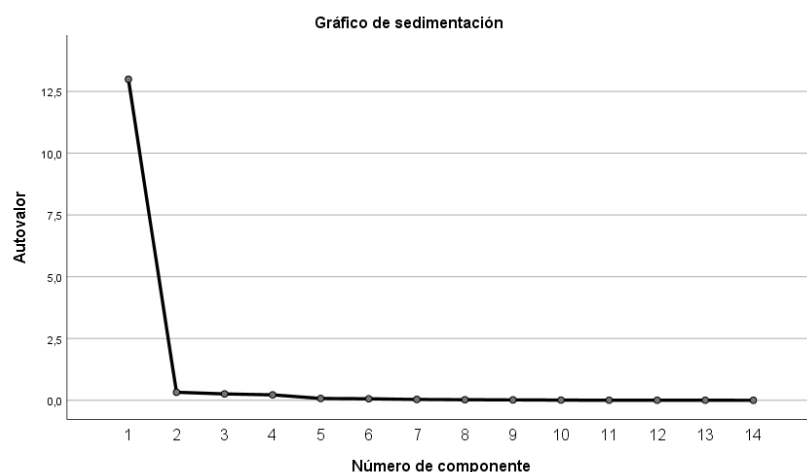
Seguidament trobem la taula de la variància total explicada i el gràfic de sedimentació. La taula ens mostra els nous factors creats a partir de l'anàlisi i el % de la variància que s'explica. A mida que anem afegint factors s'explica un major % de la variància ,ara bé, tenint en compte que l'objectiu de l'anàlisi factorial és reduir el nombre de variables no tindria sentit agafar tots els factors, per tant normalment es seleccionen aquells factors amb valors inicials superiors a 1, a no ser que s'indiqui el contrari. Si parlem del gràfic de sedimentació el seu objectiu és ajudar a determinar el nombre de components necessaris en base a la mida de les variàncies dels components principals.

#### Varianza total explicada

Componente	Autovalores iniciales			Sumas de cargas al cuadrado de la extracción		
	Total	% de varianza	% acumulado	Total	% de varianza	% acumulado
1	12,992	92,799	92,799	12,992	92,799	92,799
2	,324	2,312	95,111			
3	,256	1,828	96,939			
4	,217	1,553	98,492			
5	,072	,516	99,008			
6	,060	,429	99,437			
7	,034	,244	99,682			
8	,021	,152	99,833			
9	,015	,105	99,938			
10	,006	,040	99,978			
11	,002	,014	99,992			
12	,001	,006	99,997			
13	,000	,003	100,000			
14	2,525E-5	,000	100,000			

Método de extracción: análisis de componentes principales.





Tal i com indica la taula i el gràfic, en aquest cas només es crearà un sol factor ja que ens proporciona informació suficient i el fet d'afegir més components no aporta un augment significatiu de la informació recollida.

La taula de comunalitats que es mostra a continuació indica la pèrdua d'informació que es dona quan extraïem els nous factor. Finalment, la última taula ens mostra la matriu que forma el nou component.

**Comunalidades.**

	Inicial	Extracción
RM06	1,000	,919
RM09	1,000	,953
RM12	1,000	,935
RM15	1,000	,912
RM18	1,000	,919
RL09	1,000	,901
RL12	1,000	,936
RL15	1,000	,930
RL18	1,000	,871
RC06	1,000	,919
RC09	1,000	,980
RC12	1,000	,964
RC15	1,000	,938
RC18	1,000	,913

Método de extracción: análisis de componentes principales.

**Matriz de componente<sup>a</sup>**

	Componente 1
RM06	,959
RM09	,976
RM12	,967
RM15	,955
RM18	,959
RL09	,949
RL12	,968
RL15	,965
RL18	,933
RC06	,959
RC09	,990
RC12	,982
RC15	,969
RC18	,955

Método de extracción: análisis de componentes principales.

a. 1 componentes extraídos.

Tot seguit repetirem el mateix procés pels diferents grups de variables. Els resultats de l'anàlisi factorial per les dades corresponents als alumnes per classe de diferents anys és similar a l'anterior

### Matriz de correlaciones

		AxC05	AxC10	AxC11	AxC12	AxC13	AxC14	AxC15	AxC16	AxC17
Correlación	AxC05	1,000	,974	,966	,960	,959	,946	,906	,891	,874
	AxC10	,974	1,000	,999	,976	,969	,957	,913	,899	,852
	AxC11	,966	,999	1,000	,978	,971	,960	,915	,903	,857
	AxC12	,960	,976	,978	1,000	,996	,990	,953	,932	,886
	AxC13	,959	,969	,971	,996	1,000	,997	,965	,948	,910
	AxC14	,946	,957	,960	,990	,997	1,000	,978	,965	,923
	AxC15	,906	,913	,915	,953	,965	,978	1,000	,991	,945
	AxC16	,891	,899	,903	,932	,948	,965	,991	1,000	,967
	AxC17	,874	,852	,857	,886	,910	,923	,945	,967	1,000
Sig. (unilateral)	AxC05		,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000
	AxC10	,000		,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000
	AxC11	,000	,000		,000	,000	,000	,000	,000	,000
	AxC12	,000	,000	,000		,000	,000	,000	,000	,000
	AxC13	,000	,000	,000	,000		,000	,000	,000	,000
	AxC14	,000	,000	,000	,000	,000		,000	,000	,000
	AxC15	,000	,000	,000	,000	,000	,000		,000	,000
	AxC16	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000		,000
	AxC17	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	

### Prueba de KMO y Bartlett

Medida Kaiser-Meyer-Olkin de adecuación de muestreo		,764
Prueba de esfericidad de Bartlett	Aprox. Chi-cuadrado	374,265
	gl	36
	Sig.	,000

### Comunalidades

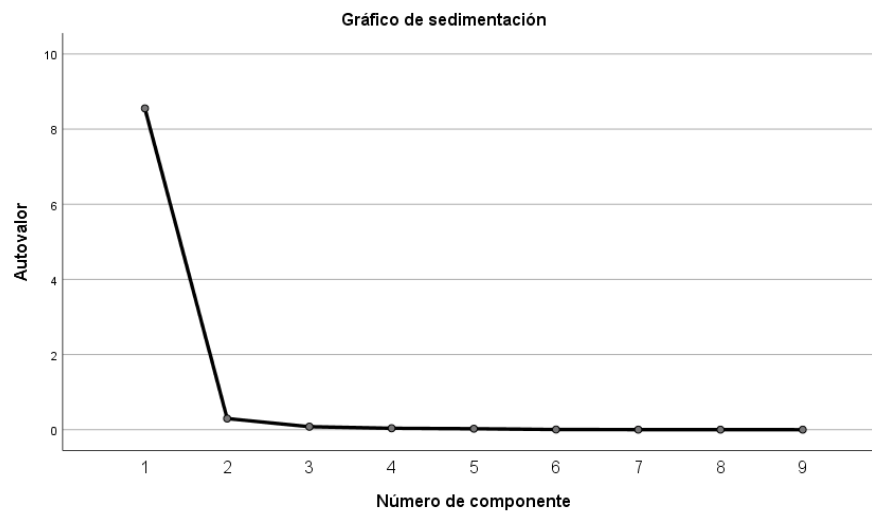
	Inicial	Extracción
AxC05	1,000	,934
AxC10	1,000	,948
AxC11	1,000	,950
AxC12	1,000	,978
AxC13	1,000	,988
AxC14	1,000	,988
AxC15	1,000	,953
AxC16	1,000	,938
AxC17	1,000	,876

Método de extracción: análisis de componentes principales.

### Varianza total explicada

Componente	Total	Autovalores iniciales		Sumas de cargas al cuadrado de la extracción		
		% de varianza	% acumulado	Total	% de varianza	% acumulado
1	8,552	95,019	95,019	8,552	95,019	95,019
2	,296	3,293	98,312			
3	,080	,889	99,201			
4	,038	,423	99,624			
5	,026	,292	99,916			
6	,005	,051	99,967			
7	,002	,025	99,992			
8	,001	,007	99,999			
9	7,974E-5	,001	100,000			

Método de extracción: análisis de componentes principales.



### Matriz de componente<sup>a</sup>

Componente	
	1
AxC05	,967
AxC10	,974
AxC11	,975
AxC12	,989
AxC13	,994
AxC14	,994
AxC15	,976
AxC16	,968
AxC17	,936

Método de extracción: análisis de componentes principales.

a. 1 componentes extraídos.

En tercer lloc, farem l'anàlisi factorial per la despesa destinada a educació. La solució, tot i tractar-se de variables diferents, es comporta de la mateixa forma que per als resultats de les proves PISA i els alumnes per classe.

#### Matriz de correlaciones

		DED12	DED13	DED14	DED15
Correlación	DED12	1,000	,984	,981	,964
	DED13	,984	1,000	,994	,956
	DED14	,981	,994	1,000	,970
	DED15	,964	,956	,970	1,000
Sig. (unilateral)	DED12		,000	,000	,000
	DED13	,000		,000	,000
	DED14	,000	,000		,000
	DED15	,000	,000	,000	

#### Prueba de KMO y Bartlett

Medida Kaiser-Meyer-Olkin de adecuación de muestreo		,744
Prueba de esfericidad de Bartlett	Aprox. Chi-cuadrado	130,906
	gl	6
	Sig.	,000

#### Comunalidades

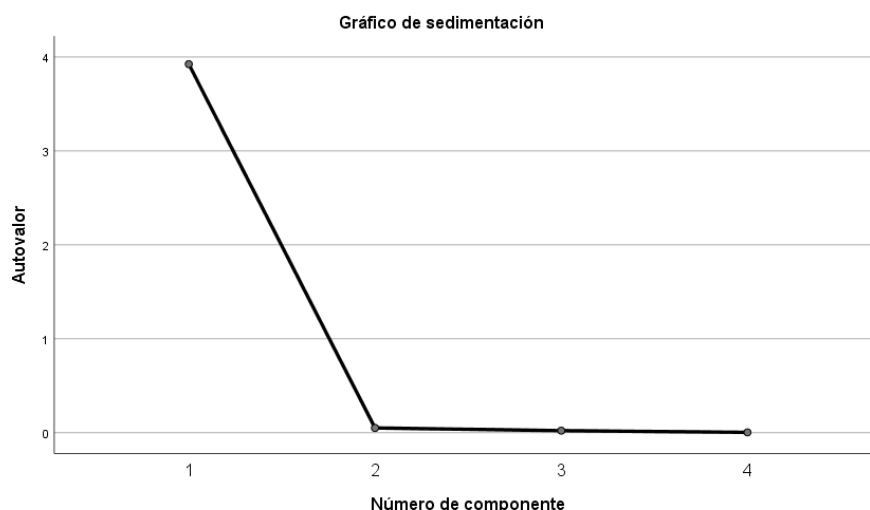
	Inicial	Extracción
DED12	1,000	,983
DED13	1,000	,986
DED14	1,000	,991
DED15	1,000	,964

Método de extracción: análisis de componentes principales.

#### Varianza total explicada

Componente	Total	Autovalores iniciales		Sumas de cargas al cuadrado de la extracción		
		% de varianza	% acumulado	Total	% de varianza	% acumulado
1	3,924	98,102	98,102	3,924	98,102	98,102
2	,050	1,260	99,362			
3	,022	,547	99,909			
4	,004	,091	100,000			

Método de extracción: análisis de componentes principales.



### Matriz de componente<sup>a</sup>

Componente	
	1
DED12	,991
DED13	,993
DED14	,996
DED15	,982

Método de extracción: análisis de componentes principales.

a. 1 componentes extraídos.

Finalment, farem l'anàlisi factorial per les dades corresponents als salaris del professorat pels diferents anys disponibles. En aquest últim anàlisi si que trobem certes diferències. Si analitzem la solució que ens ha ofert l'anàlisi, veiem ja des d'un principi que les variables es comporten de forma diferent que en els altres casos. Pel que fa a la matriu de correlació veiem que les dades sí que estan relacionades tot i que amb una proporció menor. Tot i així el model és significatiu.

En segon lloc, a la taula de la variància explicada podem contemplar el fet que no hem seleccionat un sol factor per explicar aquestes variables. En aquest cas hem estipulat la formació de tres factors diferents per tal d'arribar a un % de la variància explicada superior al 90%. També podem detectar en el gràfic de sedimentació que no és fins el tercer factor quan el fet d'afegir-ne un més no aporta una quantitat d'informació significativa.

### Matriz de correlaciones

		SP07	SP08	SP09	SP10	SP11	SP12	SP13	SP14	SP15	SP16	SP17	SP18
Correlación	SP07	1,000	,786	,545	,502	,655	,650	,630	,610	,639	,736	,692	,665
	SP08	,786	1,000	,893	,741	,721	,683	,653	,641	,641	,653	,612	,563
	SP09	,545	,893	1,000	,896	,735	,662	,622	,609	,584	,449	,411	,335
	SP10	,502	,741	,896	1,000	,841	,734	,699	,660	,623	,342	,329	,231
	SP11	,655	,721	,735	,841	1,000	,974	,957	,924	,894	,706	,674	,582
	SP12	,650	,683	,662	,734	,974	1,000	,992	,966	,939	,785	,748	,661
	SP13	,630	,653	,622	,699	,957	,992	1,000	,982	,963	,790	,764	,665
	SP14	,610	,641	,609	,660	,924	,966	,982	1,000	,991	,802	,821	,710
	SP15	,639	,641	,584	,623	,894	,939	,963	,991	1,000	,822	,846	,728
	SP16	,736	,653	,449	,342	,706	,785	,790	,802	,822	1,000	,948	,936
	SP17	,692	,612	,411	,329	,674	,748	,764	,821	,846	,948	1,000	,975
	SP18	,665	,563	,335	,231	,582	,661	,665	,710	,728	,936	,975	1,000
Sig. (unilateral)	SP07		,000	,018	,028	,004	,004	,006	,008	,005	,001	,002	,003
	SP08	,000		,000	,001	,001	,003	,004	,005	,005	,004	,008	,014
	SP09	,018	,000		,000	,001	,004	,007	,008	,011	,047	,064	,111
	SP10	,028	,001	,000		,000	,001	,002	,004	,007	,106	,115	,204
	SP11	,004	,001	,001	,000		,000	,000	,000	,000	,002	,003	,011
	SP12	,004	,003	,004	,001	,000		,000	,000	,000	,000	,001	,004
	SP13	,006	,004	,007	,002	,000	,000		,000	,000	,000	,000	,003
	SP14	,008	,005	,008	,004	,000	,000	,000		,000	,000	,000	,002
	SP15	,005	,005	,011	,007	,000	,000	,000	,000		,000	,000	,001
	SP16	,001	,004	,047	,106	,002	,000	,000	,000	,000		,000	,000
	SP17	,002	,008	,064	,115	,003	,001	,000	,000	,000	,000		,000
	SP18	,003	,014	,111	,204	,011	,004	,003	,002	,001	,000	,000	

### Prueba de KMO y Bartlett

Medida Kaiser-Meyer-Olkin de adecuación de muestreo		,566
Prueba de esfericidad de Bartlett	Aprox. Chi-cuadrado	348,758
	gl	66
	Sig.	,000

### Comunalidades

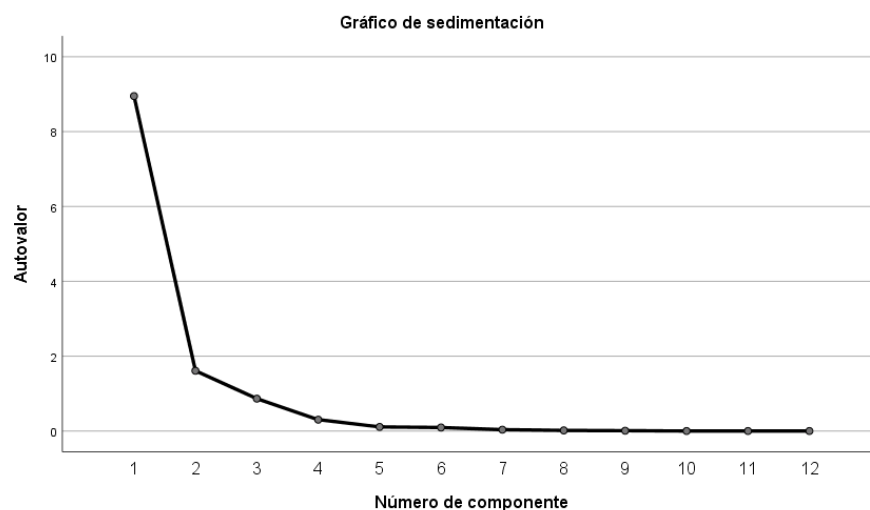
	Inicial	Extracción
SP07	1,000	,817
SP08	1,000	,964
SP09	1,000	,932
SP10	1,000	,960
SP11	1,000	,969
SP12	1,000	,978
SP13	1,000	,986
SP14	1,000	,986
SP15	1,000	,963
SP16	1,000	,957
SP17	1,000	,967
SP18	1,000	,947

Método de extracción: análisis de componentes principales.

### Varianza total explicada

Componente	Autovalores iniciales			Sumas de cargas al cuadrado de la extracción			Sumas de cargas al cuadrado de la rotación		
	Total	% de varianza	% acumulado	Total	% de varianza	% acumulado	Total	% de varianza	% acumulado
1	8,949	74,571	74,571	8,949	74,571	74,571	4,272	35,600	35,600
2	1,611	13,424	87,995	1,611	13,424	87,995	3,944	32,869	68,469
3	,866	7,220	95,215	,866	7,220	95,215	3,209	26,746	95,215
4	,304	2,534	97,749						
5	,111	,927	98,676						
6	,094	,783	99,459						
7	,036	,298	99,757						
8	,017	,144	99,901						
9	,009	,078	99,979						
10	,001	,012	99,991						
11	,001	,008	99,999						
12	9,236E-5	,001	100,000						

Método de extracción: análisis de componentes principales.



**Matriz de componente<sup>a</sup>**

	Componente		
	1	2	3
SP07	,778	-,075	,454
SP08	,819	,282	,462
SP09	,737	,572	,248
SP10	,728	,654	-,034
SP11	,939	,213	-,204
SP12	,955	,061	-,249
SP13	,949	,017	-,291
SP14	,950	-,048	-,286
SP15	,945	-,098	-,246
SP16	,872	-,426	,121
SP17	,858	-,472	,086
SP18	,782	-,551	,178

Método de extracción: análisis de componentes principales.

a. 3 componentes extraídos.

Degut a que no hi ha un sol component, les variables formaran part d'aquell component amb el que mantinguin més relació. Els valors, com més propers a 1 mostren més relació i com més llunyans, menys relació. Si les dades que es mostren no són clares, com passa en aquest cas, és interessant realitzar una rotació dels eixos que ens permet observar les variables des d'un altre angle i facilita determinar la relació entre aquestes i els components creats. Mostrem el resultat obtingut en la taula i el gràfic següent, on podrem veure que el primer component està format pels salaris dels anys 2011 al 2015, el segon pels del 2016 al 2018 i finalment el tercer component el formen els sous dels



anys 2007 al 2010. No hem tingut en compte els sous de l'any 2006 ja que creaven una distorsió.

#### Matriz de componente rotado<sup>a</sup>

	Componente		
	1	2	3
SP07	,155	,691	,562
SP08	,207	,467	,838
SP09	,342	,128	,894
SP10	,556	-,052	,805
SP11	,782	,310	,511
SP12	,813	,407	,389
SP13	,837	,418	,333
SP14	,828	,465	,290
SP15	,790	,514	,273
SP16	,436	,855	,191
SP17	,450	,864	,134
SP18	,324	,914	,087

Método de extracción: análisis de componentes principales.

Método de rotación: Varimax con normalización Kaiser.<sup>a</sup>

a. La rotación ha convergido en 11 iteraciones.

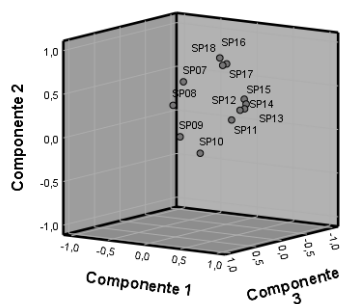
#### Matriz de transformación de componente

Componente	1	2	3
1	,649	,579	,494
2	,089	-,702	,706
3	-,756	,414	,507

Método de extracción: análisis de componentes principales.

Método de rotación: Varimax con normalización Kaiser.

Gráfico de componente en espacio rotado



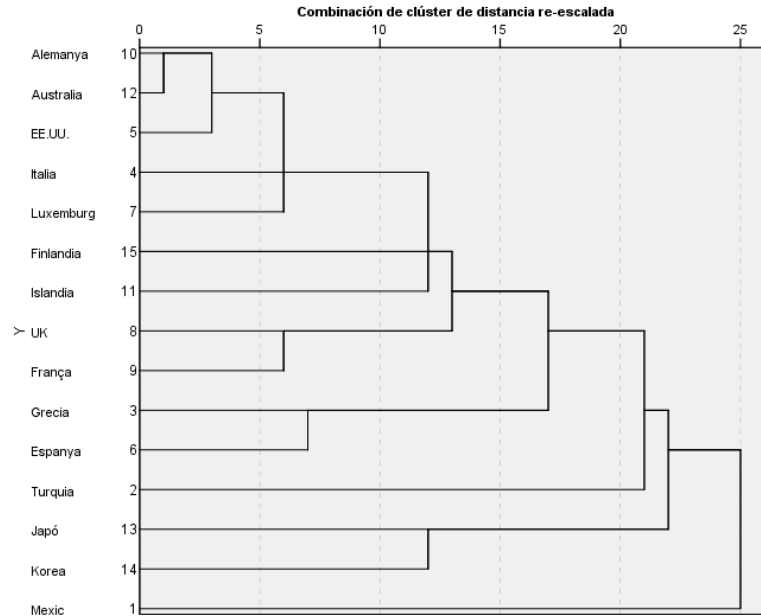
## Annex VIII

### Enlace promedio (entre grupos)

#### Historial de conglomeración

Etapa	Clúster combinado		Coeficientes	Primera aparición del clúster de etapa		Etapa siguiente
	Clúster 1	Clúster 2		Clúster 1	Clúster 2	
1	10	12	,801	0	0	2
2	5	10	2,483	0	1	4
3	8	9	4,455	0	0	10
4	4	5	4,787	0	2	5
5	4	7	4,877	4	0	8
6	3	6	5,642	0	0	11
7	13	14	8,584	0	0	13
8	4	15	8,594	5	0	9
9	4	11	9,040	8	0	10
10	4	8	9,889	9	3	11
11	3	4	12,119	6	10	12
12	2	3	15,052	0	11	13
13	2	13	16,222	12	7	14
14	1	2	18,412	0	13	0

#### Dendrograma que utiliza un enlace promedio (entre grupos)



## Enlace de Ward

Historial de conglomeración						
Etapa	Clúster combinado		Coeficientes	Primera aparición del clúster de etapa		Etapa siguiente
	Clúster 1	Clúster 2		Clúster 1	Clúster 2	
1	10	12	,400	0	0	6
2	5	6	1,681	0	0	5
3	8	9	3,908	0	0	10
4	4	7	6,367	0	0	5
5	4	5	9,328	4	2	9
6	10	15	13,431	1	0	8
7	13	14	17,723	0	0	13
8	10	11	22,371	6	0	10
9	3	4	28,385	0	5	12
10	8	10	35,793	3	8	13
11	1	2	43,772	0	0	12
12	1	3	55,338	11	9	14
13	8	13	68,959	10	7	14
14	1	8	88,318	12	13	0

## Annex IX

### Centros de clústeres iniciales

	Clúster				
	1	2	3	4	5
RES	-2,39299	-1,36437	-,89326	1,20112	1,27032
AxC	,83008	,63762	-,62566	1,97794	-1,05089
SP11_15	,30030	2,27805	-1,95021	,24383	-,38346
SP16_18	1,95923	-1,06573	-1,62848	-,70486	,01815
SP07_10	-,33007	,31417	,68309	-1,58214	1,35189
DED	-,42458	-,22367	-1,30062	-1,41440	1,43453
HD18	5,84	4,68	4,77	4,43	4,30

### Historial de iteraciones<sup>a</sup>

Iteración	Cambiar en centros de clústeres				
	1	2	3	4	5
1	,000	1,514	1,486	1,465	1,999
2	,000	,705	,000	,000	,397
3	,000	,000	,000	,000	,000

- a. Convergencia conseguida debido a que no hay ningún cambio en los centros de clústeres o un cambio pequeño. El cambio de la coordenada máxima absoluta para cualquier centro es ,000. La iteración actual es 3. La distancia mínimo entre los centros iniciales es 3,995.

### Distancias entre centros de clústeres finales

Clúster	1	2	3	4	5
1		3,427	4,092	4,583	3,954
2	3,427		2,268	3,703	2,515
3	4,092	2,268		3,700	2,607
4	4,583	3,703	3,700		3,013
5	3,954	2,515	2,607	3,013	

### Número de casos en cada clúster

Clúster	1	1,000
	2	3,000
	3	3,000
	4	2,000
	5	6,000
Válidos		15,000
Perdidos		,000